

Klasifikasi Ulasan Mahasiswa tentang Fasilitas dan Pelayanan Perguruan Tinggi Swasta PGRI dengan BiLSTM

Nazdaen Akbar Nururrahman^{1,a,*}^a *Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas PGRI Yogyakarta, Yogyakarta, Indonesia*¹ Email: nazdaen27@gmail.com *

*Corresponding author

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Article history Received December 13, 2025 Revised December 14, 2025 Accepted December 14, 2025 Published January 12, 2026	Student satisfaction with campus facilities and services is an important indicator in assessing the quality of higher education. This study develops a system for classifying student reviews related to facilities and services at PGRI Private Universities using the Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) method. The research data consist of 3,067 student reviews collected through Google Forms and Google Maps, covering five service aspects: Physical Facilities and Core Infrastructure; Academic Support Facilities and Learning Resources; Administrative Services and Staff; Facilities and Environment Supporting Non-Academic Activities; and Security and Accessibility.
Keywords Student Satisfaction Service Quality Student Reviews Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) FastText Embedding Higher Education Services Text Classification	The BiLSTM method with 300-dimensional FastText word embeddings is employed to classify reviews into service aspect categories and satisfaction levels (Very Satisfied, Satisfied, Moderately Satisfied, Less Satisfied, and Not Satisfied). The model architecture comprises two BiLSTM layers with 128 and 64 units, respectively, along with a dropout mechanism to reduce the risk of overfitting. Model performance is evaluated using a confusion matrix, precision, recall, F1-score, and overall accuracy. The results indicate that the BiLSTM model is able to classify service aspects with good accuracy, although the performance of satisfaction level classification is still affected by data imbalance and the similarity of expressions across satisfaction categories. Overall, the proposed system can provide automated analysis of student reviews and serve as a decision-support tool for universities in understanding service quality based on review data in a more objective and structured manner.
 License by CC-BY-SA Copyright © 2026, The Author(s).	

How to cite: Nururrahman, Nazdaen Akbar (2026). Klasifikasi Ulasan Mahasiswa tentang Fasilitas dan Pelayanan Perguruan Tinggi Swasta PGRI dengan BiLSTM. *Journal of Science and Technology: Alpha*, 2(1), 1-9. doi: <https://doi.org/10.70716/alpha.v2i1.358>

PENDAHULUAN

Perguruan tinggi memiliki peran penting dalam membentuk generasi muda yang berpengetahuan luas, kompeten, dan siap menghadapi dunia kerja. Di Indonesia, baik Perguruan Tinggi Negeri (PTN) maupun Perguruan Tinggi Swasta (PTS) memikul tanggung jawab yang sama dalam menyediakan layanan akademik dan fasilitas pendukung yang bermutu. Mutu pendidikan tinggi tidak hanya tercermin dari proses pembelajaran di ruang kelas, tetapi juga dari kualitas layanan dan fasilitas kampus yang menunjang kenyamanan serta efektivitas mahasiswa dalam menempuh studi. Menurut Hariyanto (2017), tingkat kepuasan mahasiswa menjadi salah satu indikator keberhasilan institusi pendidikan tinggi [1].

Perguruan Tinggi Swasta (PTS) PGRI merupakan lembaga pendidikan tinggi di bawah naungan Persatuan Guru Republik Indonesia (PGRI) yang memiliki peran strategis dalam meningkatkan mutu serta pemerataan pendidikan tinggi di Indonesia. Dalam upaya mempertahankan kepercayaan publik dan meningkatkan kualitas akademik, PTS PGRI perlu memperhatikan dua aspek utama, yaitu pelayanan dan fasilitas kampus. Kedua aspek ini menjadi indikator penting dalam menentukan mutu institusi dan menjadi fokus dalam analisis klasifikasi sentimen ulasan mahasiswa. Kualitas pelayanan menggambarkan sejauh mana kampus mampu memenuhi harapan mahasiswa, baik dalam bidang akademik maupun non-akademik. Berdasarkan konsep SERVQUAL, kualitas layanan dapat diukur melalui lima dimensi utama, yaitu Bukti fisik (tangibles), Kehandalan (reliability), Ketanggungan (responsiveness), Jaminan (assurance), dan Empati (empathy). Dalam konteks PTS PGRI, pelayanan terbagi menjadi dua bagian, yakni pelayanan administrasi yang meliputi efisiensi, ketepatan, dan keramahan staf dalam membantu proses seperti pengurusan KRS,

pembayaran, serta surat-menyerat, dan kualitas pengajaran yang mencakup kompetensi dosen, relevansi materi, serta efektivitas metode pembelajaran [19]. Sementara itu, fasilitas kampus merupakan bukti nyata dari mutu layanan yang disediakan oleh institusi. Fasilitas yang lengkap, nyaman, dan terawat memiliki pengaruh langsung terhadap motivasi belajar, produktivitas akademik, serta persepsi mahasiswa terhadap mutu kampus.

Kepuasan mahasiswa sendiri merupakan unsur yang tidak dapat diabaikan karena mahasiswa merupakan pihak yang paling merasakan kualitas layanan kampus. Larasati dkk. (2022) menekankan bahwa fasilitas kampus dan kualitas pelayanan administrasi memiliki pengaruh besar terhadap persepsi kepuasan mahasiswa [1]. Dalam praktiknya, mahasiswa masih sering menyampaikan keluhan terkait proses administratif yang berbelit, lambatnya penyampaian informasi, ataupun kurang optimalnya dukungan sistem digital kampus [2]. Situasi ini menegaskan perlunya evaluasi yang sistematis terhadap pengalaman dan ulasan mahasiswa agar institusi dapat memahami kebutuhan mereka secara lebih objektif dan terukur.

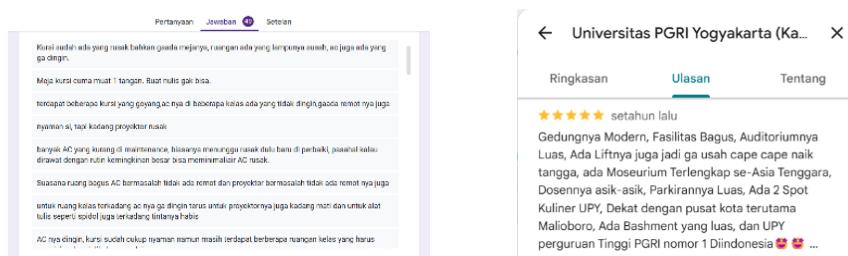
Metode survei konvensional seperti kuesioner berbasis skala Likert masih umum digunakan, tetapi pendekatan tersebut memiliki keterbatasan. Pada era digital, mahasiswa lebih memilih menyampaikan pendapat melalui platform terbuka seperti Google Form, ulasan Google Maps, ataupun media sosial karena dianggap lebih praktis dan bebas. Sayangnya, data ulasan berbentuk teks ini sering kali panjang, tidak terstruktur, dan memiliki variasi bahasa yang beragam, sehingga sulit dianalisis secara manual. Penelitian Carreno dan Winbladh menunjukkan bahwa menganalisis 327 ulasan secara manual membutuhkan 13 jam [3], menandakan perlunya metode otomatis untuk mengolah data teks dengan jumlah besar.

Natural Language Processing (NLP) menjadi solusi yang relevan untuk menangani data teks tersebut. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM), yang mampu memahami konteks kalimat dari dua arah sekaligus, yaitu dari awal ke akhir dan sebaliknya. Mekanisme ini membuat BiLSTM sangat efektif dalam menangkap makna kalimat secara lebih komprehensif. Sejumlah penelitian telah menunjukkan performanya yang unggul, seperti Alghifari dkk. (2022) yang memperoleh akurasi 91% pada analisis sentimen layanan Grab [5], Fernando dkk. (2025) dengan akurasi 98,33% [6], serta Setiawan & Iswavigra (2025) yang menunjukkan bahwa BiLSTM memiliki kinerja lebih baik dibandingkan SVM, CNN, dan Random Forest pada klasifikasi opini [7].

Berangkat dari temuan tersebut, penelitian ini memanfaatkan BiLSTM untuk mengklasifikasikan ulasan mahasiswa terkait pelayanan dan fasilitas kampus di PTS PGRI. Ulasan tersebut dikelompokkan ke dalam aspek-aspek utama seperti fasilitas fisik dan infrastruktur, fasilitas pendukung akademik, layanan administrasi, hingga lingkungan kampus. Model BiLSTM kemudian dievaluasi menggunakan confusion matrix untuk melihat sejauh mana model dapat memprediksi kelas secara tepat, termasuk tingkat kesalahan yang terjadi pada masing-masing kategori.

METODE PENELITIAN

Data penelitian dikumpulkan dari dua sumber utama pada Hari Jumat, 19 September 2025, hingga saat penelitian dilakukan. Data primer diperoleh melalui Google Form dari 49 responden mahasiswa aktif Universitas PGRI Yogyakarta, yang masing-masing mengisi kuesioner berisi 14 pertanyaan mengenai aspek layanan kampus. Data sekunder diperoleh dari Google Maps sebanyak 3.018 ulasan publik mengenai fasilitas dan layanan kampus PTS PGRI yang tersebar di berbagai daerah Indonesia. Data primer dan sekunder ini kemudian diklasifikasikan berdasarkan aspek layanan yang dinilai dan dijadikan dasar untuk proses preprocessing teks, klasifikasi sentimen menggunakan BiLSTM, serta evaluasi kepuasan dengan Logika Fuzzy Mamdani. Gambar 1 menampilkan contoh ulasan mahasiswa mengenai layanan dan fasilitas kampus.



Gambar 1. Ulasan mahasiswa tentang layanan dan fasilitas kampus melalui google form dan google maps.

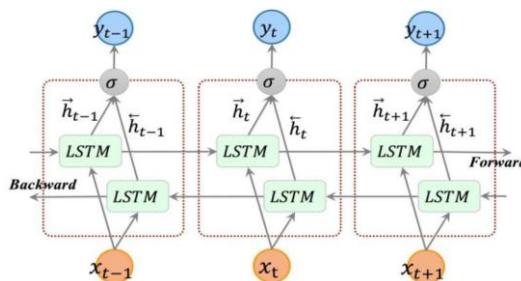
Setelah data ulasan mahasiswa dikumpulkan dari Google Form dan Google Maps, dilakukan pelabelan data berdasarkan rating numerik (1-5) yang dikonversi menjadi lima tingkat kepuasan: Sangat Puas, Puas, Cukup Puas, Kurang Puas, dan Tidak Puas. Setiap ulasan juga dikategorikan berdasarkan aspek layanan seperti Fasilitas Fisik, Fasilitas Akademik, Layanan Administrasi, Fasilitas Non-Akademik, serta Keamanan dan Aksesibilitas. Untuk memastikan akurasi, dilakukan validasi silang manual pada data yang inkonsisten, dengan memprioritaskan sentimen tekstual dominan dibanding rating numerik.

Selanjutnya, dilakukan preprocessing untuk mengubah dataset tidak terstruktur menjadi terstruktur melalui beberapa tahapan berurutan. Dimulai dengan case folding untuk mengubah teks menjadi huruf kecil, dilanjutkan cleaning untuk menghapus elemen tidak diperlukan seperti tanda baca, angka, URL, dan emotikon. Kemudian tokenizing memecah teks menjadi kata-kata terpisah, diikuti normalisasi untuk menyamakan kata tidak baku ke bentuk baku. Tahap stopwords removal menghapus kata-kata umum yang tidak relevan, dan terakhir stemming mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Data hasil pelabelan dan preprocessing ini menjadi dasar untuk klasifikasi menggunakan BiLSTM.

TABEL 2. Contoh komentar yang telah diberi label

	Ulasan_Text	Label_Kepuasan	Kategori_Aspek
0	karena masih ada beberapa ruang kelas yang kotor	Kurang Puas	Fasilitas Fisik dan Infrastruktur Utama
1	Karena area kampus 1 khususnya fakultas sains ...	Puas	Fasilitas Fisik dan Infrastruktur Utama
2	masih terlihat kotor di area sekitaran kampus	Kurang Puas	Fasilitas Fisik dan Infrastruktur Utama
3	kampus sudah rapi dan bersih tapi masih ada sd...	Cukup Puas	Fasilitas Fisik dan Infrastruktur Utama
4	kampus cukup bersih tetapi ada sebagian yg kot...	Cukup Puas	Fasilitas Fisik dan Infrastruktur Utama
5	Air dari ac terkadang meleber di lorong, sebal...	Kurang Puas	Fasilitas Fisik dan Infrastruktur Utama
6	menurut saya sih lumayan bersih, kotor juga ng...	Cukup Puas	Fasilitas Fisik dan Infrastruktur Utama
7	Karma area tersebut memang bersih	Puas	Fasilitas Fisik dan Infrastruktur Utama
8	Masih gersang area kampus	kurang Puas	Fasilitas Fisik dan Infrastruktur Utama
9	Saya memberi bintang 3 karena secara umum kamp...	cukup puas	Fasilitas Fisik dan Infrastruktur Utama

Data yang telah melalui preprocessing dan konversi numerik dibagi menggunakan metode stratified split dengan rasio 80:20 untuk memastikan distribusi kelas aspek layanan tetap seimbang. Data latih (80%) digunakan untuk melatih model BiLSTM mempelajari pola dan karakteristik setiap aspek layanan, sementara data uji (20%) digunakan untuk mengevaluasi performa model pada data baru guna memastikan kemampuan generalisasi yang baik. Sebagian dari data latih juga dipisahkan sebagai data validasi untuk memantau performa selama pelatihan dan mencegah overfitting, yaitu kondisi di mana model terlalu mengingat data latih namun gagal memprediksi data baru dengan baik. Ilustrasi algoritma BiLSTM dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Ilustrasi BiLSTM

BiLSTM memiliki dua lapisan yang prosesnya saling berkebalikan arah, model ini sangat baik untuk mengenali pola dalam kalimat karena setiap kata dalam dokumen diproses secara sekuensial, karena data dapat dipahami bila pembelajaran secara berurut setiap kata. Lapisan dibawahnya bergerak maju (forward), yaitu memahami dan memproses dari kata pertama menuju kata terakhir sedangkan lapisan diatasnya bergerak mundur (backward), yaitu memahami dan memproses dari kata terakhir menuju kata pertama. Dengan adanya lapisan dua arah yang saling berlawanan ini maka model dapat memahami dan mengambil perspektif dari kata terdahulu dan kata terdepan, sehingga proses pembelajaran semakin

dalam yang berdampak pada model akan lebih memahami konteks pada data tersebut. Secara Teknis, BiLSTM menerapkan dua LSTM terpisah, satu untuk arah depan dan satu untuk arah mundur.

Secara sistematis, proses komputasi pada BiLSTM dapat dijelaskan dengan rumus sebagai berikut:

Persamaan Forward LSTM :

$$\vec{h_t} = \text{LSTM}_{\text{forward}}(x_t, \vec{h_{t-1}})$$

Persamaan Bacward LSTM :

$$\overleftarrow{h_t} = \text{LSTM}_{\text{backward}}(x_t, \overleftarrow{h_{t+1}})$$

Penggabungan Hidden State Dua Arah :

$$h_t = [\vec{h_t}; \overleftarrow{h_t}]$$

Keterangan:

x_t = input pada waktu ke- t (misalnya vektor kata hasil embedding).

$\vec{h_t}$ = hidden state dari LSTM yang bergerak maju (forward), menghitung informasi dari urutan awal ke akhir.

$\overleftarrow{h_t}$ = hidden state dari LSTM yang bergerak mundur (backward), menghitung informasi dari urutan akhir ke awal.

h_t = gabungan (concatenation) dari kedua hidden state tersebut, menghasilkan representasi lengkap dari konteks dua arah.

[;] = menandakan operasi penggabungan dua vektor hasil forward dan backward menjadi satu vektor baru.

Pengujian Model

Model BiLSTM dievaluasi untuk mengukur kemampuannya mengklasifikasikan ulasan mahasiswa ke dalam lima kategori aspek layanan kampus menggunakan representasi semantik FastText bahasa Indonesia berdimensi 300 sebagai vektor embedding input. membandingkan hasil prediksi model terhadap label aktual yang telah dianotasi secara manual pada data uji, kemudian hasilnya divisualisasikan dalam bentuk Confusion Matrix 5x5.

Tabel 3. Confusion Matrix

Prediksi ↓ Aktual →	Fasilitas Fisik	Fasilitas Akademik	Layanan Administrasi	Fasilitas Non- Akademik	Keamanan & Aksesibilitas
Fasilitas Fisik	TP ₁	FP	FP	FP	FP
Fasilitas Akademik	FN	TP ₂	FP	FP	FP
Layanan Administrasi	FN	FN	TP ₃	FP	FP
Fasilitas Non- Akademik	FN	FN	FN	TP ₄	FP
Keamanan & Aksesibilitas	FN	FN	FN	FN	TP ₅

Nilai metrik dapat dihitung dari matriks kebingungan menggunakan persamaan berikut:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$\text{Precision}_C = \frac{TP_C}{TP_C+FP_C} \quad (2)$$

$$\text{Recall}_C = \frac{TP_C}{TP_C+FN_C} \quad (3)$$

$$\text{F1-Score}_C = 2 \times \frac{\text{Precision}_C \times \text{Recall}_C}{\text{Precision}_C + \text{Recall}_C} \quad (4)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil pengujian model klasifikasi aspek fasilitas dan layanan, diperoleh akurasi sebesar 81%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengenali kategori aspek dengan cukup baik. Pada aspek Fasilitas Fisik dan Infrastruktur Utama, model menghasilkan precision sebesar 0.81 dan recall 0.76, yang berarti sebagian besar prediksi pada aspek ini akurat dan model berhasil menangkap mayoritas data sebenarnya. Aspek Fasilitas Penunjang Akademik dan Sumber Belajar memiliki precision tertinggi yaitu 0.87, menandakan prediksi model terhadap kelas ini sangat tepat, meskipun recall sebesar 0.75 menunjukkan masih ada data yang terlewat. Pada aspek Fasilitas dan Lingkungan Pendukung Non-Akademik, model memperoleh precision 0.71 dan recall 0.81, menunjukkan bahwa meskipun model cukup baik dalam mendeteksi data kelas ini, prediksi yang diberikan masih cukup sering tertukar dengan kelas lain. Selanjutnya, aspek Keamanan dan Aksesibilitas memperlihatkan performa yang baik dengan precision 0.85 dan recall 0.80, meskipun jumlah datanya tidak terlalu besar. Performa terbaik terdapat pada aspek Layanan Administrasi dan Staf dengan recall 0.91 dan F1-score tertinggi, menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam mengenali jenis ulasan yang berkaitan dengan pelayanan administrasi. Secara keseluruhan, model klasifikasi aspek memiliki performa yang stabil dan mampu membedakan kelima kategori aspek layanan dengan baik.

	precision	recall	f1-score	support
Fasilitas Fisik dan Infrastruktur Utama	0.81	0.76	0.78	107
Fasilitas Penunjang Akademik dan Sumber Belajar	0.87	0.75	0.80	79
Fasilitas dan Lingkungan Pendukung Kegiatan Non-Akademik	0.71	0.81	0.76	74
Keamanan dan Aksesibilitas	0.85	0.80	0.83	51
Layanan Administrasi dan Staf	0.82	0.91	0.86	107
accuracy			0.81	418
macro avg	0.81	0.81	0.81	418
weighted avg	0.81	0.81	0.81	418

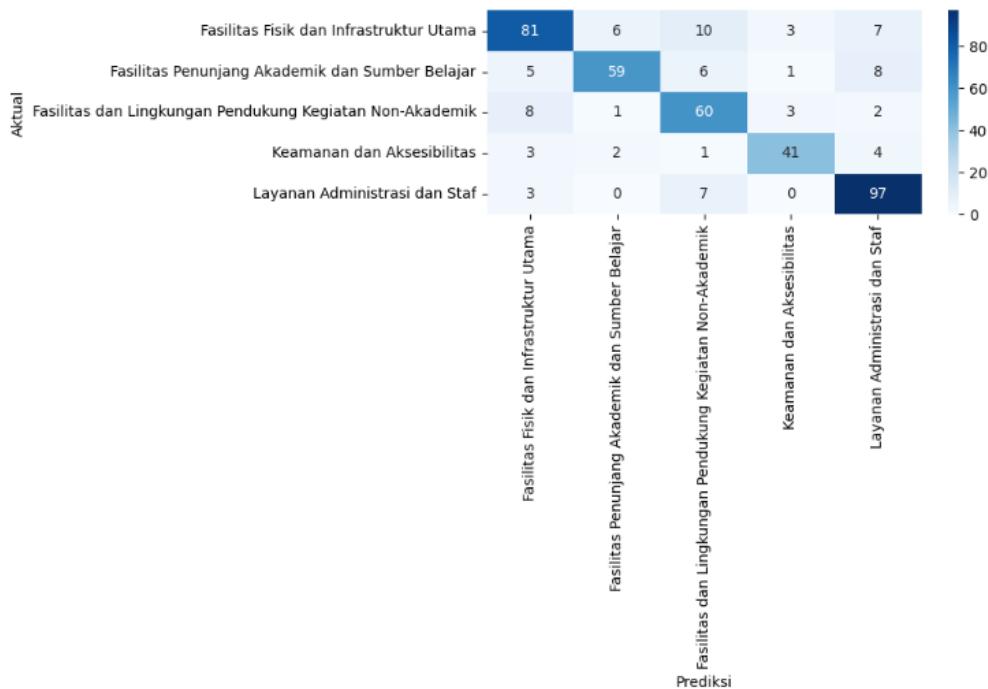
Gambar 3. Hasil klasifikasi aspek fasilitas dan layanan

Berbeda dengan klasifikasi aspek, hasil pengujian model klasifikasi tingkat kepuasan menunjukkan akurasi yang lebih rendah, yaitu 48%. Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan lima kategori tingkat kepuasan yang memiliki makna yang berdekatan. Pada kelas puas, model menunjukkan performa terbaik dengan precision 0.64 dan recall 0.73, sehingga model dapat mengenali sebagian besar ulasan yang mengandung ekspresi kepuasan. Namun, pada kelas cukup puas dan kurang puas, performa model terlihat rendah dengan recall masing-masing 0.19 dan 0.28, yang berarti banyak data asli dari kedua kelas ini tidak berhasil dikenali oleh model. Kelas sangat puas juga menunjukkan performa yang kurang baik, di mana model sering tidak mampu membedakan kelas ini dari kelas puas, sehingga precision dan recall-nya rendah. Sementara itu, kelas tidak puas memperoleh performa sedang, namun tetap belum optimal karena sifat ulasan yang cenderung mirip dengan kelas kurang puas. Secara keseluruhan, rendahnya kinerja model pada klasifikasi kepuasan dapat disebabkan oleh distribusi data yang tidak seimbang serta kemiripan ekspresi bahasa antar kategori kepuasan.

	precision	recall	f1-score	support
cukup puas	0.33	0.19	0.24	52
kurang puas	0.43	0.28	0.34	65
puas	0.64	0.73	0.68	178
sangat puas	0.21	0.26	0.23	62
tidak puas	0.42	0.44	0.43	61
accuracy			0.48	418
macro avg	0.40	0.38	0.38	418
weighted avg	0.47	0.48	0.47	418

Gambar 4. Hasil klasifikasi tingkat kepuasan

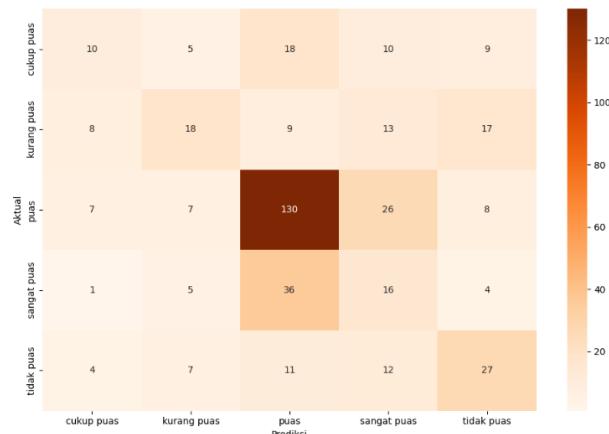
Evaluasi model menggunakan confusion matrix pada klasifikasi aspek layanan memberikan gambaran lebih detail mengenai distribusi kesalahan prediksi. Dari hasil pengujian, terlihat bahwa sebagian besar data pada setiap kelas berhasil diprediksi dengan benar, terutama pada kelas Layanan Administrasi dan Staf serta Keamanan dan Aksesibilitas. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola bahasa atau kata kunci yang khas pada kedua aspek tersebut. Meskipun demikian, masih terdapat beberapa kesalahan prediksi, terutama pada kelas Fasilitas dan Lingkungan Pendukung Kegiatan Non-Akademik, di mana sebagian datanya sering diprediksi sebagai kelas Fasilitas Fisik dan Infrastruktur Utama. Kesalahan ini wajar terjadi karena kedua aspek tersebut memiliki konteks kata yang mirip, seperti fasilitas, lokasi, dan lingkungan. Selain itu, ada sebagian kecil data dari aspek akademik yang salah dipetakan ke aspek non-akademik, yang mengindikasikan bahwa model kadang sulit membedakan antara keluhan akademik dan non-akademik jika kalimat ulasan terlalu umum. Secara umum, secara umum, confusion matrix menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali pola ulasan untuk setiap aspek, walaupun beberapa kelas yang memiliki kemiripan semantik masih menimbulkan tumpang tindih prediksi.



Gambar 5. Confusion matrix aspek fasilitas dan layanan

Hasil confusion matrix untuk klasifikasi tingkat kepuasan menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan ekspresi kepuasan yang memiliki tingkat kemiripan tinggi. Secara umum, sebagian besar data pada kelas puas diprediksi dengan benar, yang sejalan dengan tingginya recall kelas tersebut. Namun, confusion matrix memperlihatkan bahwa kelas sangat puas sering salah diprediksi sebagai puas, menunjukkan bahwa model kesulitan menangkap perbedaan intensitas kepuasan dari teks ulasan yang biasanya memiliki struktur kalimat sederhana. Begitu pula kelas cukup puas dan kurang puas sering tertukar,

menunjukkan bahwa model belum sepenuhnya mampu menafsirkan makna kalimat dengan tingkat ekspresi moderat. Untuk kelas tidak puas, model cukup sering mencampurnya dengan kelas kurang puas, karena konten ulasan negatif biasanya memiliki pola kata yang mirip. Dengan demikian, evaluasi confusion matrix menegaskan bahwa rendahnya akurasi klasifikasi kepuasan terutama disebabkan oleh tumpang tindih antar kelas serta ambiguitas ekspresi ulasan mahasiswa. Hal ini menunjukkan bahwa model memerlukan penanganan lebih lanjut seperti penyeimbangan data, dan peningkatan preprocessing.



Gambar 6. Confusion matrix tingkat kepuasan

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis terhadap model klasifikasi aspek fasilitas dan layanan serta tingkat kepuasan mahasiswa, dapat disimpulkan bahwa model BiLSTM yang dikembangkan menunjukkan performa yang berbeda pada kedua jenis klasifikasi. Pada klasifikasi aspek layanan, model mencapai akurasi sebesar 81%, yang menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali pola bahasa pada lima kategori aspek dengan cukup baik. Hasil ini diperkuat oleh precision dan recall yang relatif tinggi pada beberapa kelas, terutama pada aspek Layanan Administrasi dan Staf serta Keamanan dan Aksesibilitas, yang memiliki ciri linguistik yang lebih konsisten. Confusion matrix juga memperlihatkan bahwa sebagian besar prediksi sudah tepat, meskipun masih terjadi kesalahan pada kelas yang memiliki kedekatan konteks, seperti antara aspek fasilitas fisik dan lingkungan non-akademik.

Berbeda dengan itu, klasifikasi tingkat kepuasan menghasilkan akurasi yang lebih rendah, yaitu 48%. Rendahnya performa ini disebabkan oleh tumpang tindih makna antar kelas kepuasan yang relatif berdekatan, seperti cukup puas, kurang puas, dan tidak puas. Confusion matrix menunjukkan bahwa beberapa kelas sering saling tertukar, terutama antara sangat puas dan puas, serta antara kurang puas dan tidak puas, karena kesamaan pola kata yang digunakan dalam ulasan. Ketidakseimbangan distribusi data dan kemiripan ekspresi linguistik antar kategori turut menjadi faktor utama yang mempengaruhi penurunan kinerja model.

Secara keseluruhan, model BiLSTM efektif dalam mengklasifikasikan aspek layanan, namun masih memerlukan peningkatan dalam klasifikasi tingkat kepuasan. Perbaikan dapat dilakukan melalui penyeimbangan data, peningkatan preprocessing, atau pendekatan representasi teks yang lebih kaya agar model mampu membedakan ekspresi kepuasan yang sifatnya lebih halus. Temuan ini menjadi dasar penting untuk pengembangan sistem evaluasi ulasan mahasiswa yang lebih akurat dan komprehensif pada penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- M. Briyantoro, A. Surya Nugraha Institut Teknologi dan Bisnis Trenggalek, and K. Trenggalek, "Analisis Pengaruh Fasilitas Kampus dan Pelayanan Akademik Terhadap Kepuasan Mahasiswa Institut Teknologi dan Bisnis Trenggalek," vol. 3, no. 1, 2023, doi.org/10.55606/CEMERLANG.V3I1.710 Hari Prasad, K. V. (2021). *Role of Natural Enemies in Maize Pest Management*. *Journal of Biological Control*, 35(2), 87–96. <https://doi.org/10.18311/jbc/2021/27145>

- N. S. Ginanjar, D. Resmanasari, R. Mulyani, S. Tinggi, I. Ekonomi, and P. Sukabumi, "Kualitas Pelayanan dan Fasilitas terhadap Kepuasan Mahasiswa STIE PGRI Sukabumi," 2020. : <https://ejournal.stiepgri.ac.id/index.php/ekonomak/article/view/227>.
- A. Septiani and I. Budi, "KLASIFIKASI ULASAN PENGGUNA APLIKASI: STUDI KASUS APLIKASI IPUSNAS PERPUSTAKAAN NASIONAL REPUBLIK INDONESIA (PNRI)."
- E. Budihartono, "Analisa Penerapan Logika Fuzzy dalam Visualisasi Kepuasan Mahasiswa pada Pembelajaran Prodi DIII Teknik Komputer," *Digital Transformation Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 677–685, Nov. 2023, doi: 10.47709/digitech.v3i2.3242.
- D. R. Alghifari, M. Edi, and L. Firmansyah, "Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia," *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, vol. 12, no. 2, pp. 89–99, Sep. 2022, doi: 10.34010/jamika.v12i2.7764.
- Y. N. Fernando, A. Y. Rahman, and R. P. Putra, "Analisis Sentimen pada Ulasan Konsumen Ayam Goreng Nelongso di Google Maps Menggunakan Metode Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) Sentiment Analysis of Consumer Reviews on Ayam Goreng Nelongso in Google Maps Using the Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) Method."
- "JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering) Sentiment Analysis to Evaluate Public Service Perception among Surakarta City Residents Using the BiLSTM Model," 2025, doi: 10.31289/jite.v9i1.15498.
- F. A. Sihombing, "Kajian Fuzzy Metode Mamdani dan Fuzzy Metode Sugeno serta Implementasinya," *Copyright @ Virginia Astuti Sihombing INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research*, vol. 4, pp. 4940–4955.
- N. J. Aruan and A. H. Hasugian, "Implementasi Fuzzy Mamdani Menentukan Tingkat Kepuasan Penumpang Trans Metro Deli Kota Medan," *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Aplikasi*, vol. 6, no. 3, pp. 334–342, Jul. 2023, doi: 10.32493/jtsi.v6i3.30382.
- E. Subowo, F. Adi Artanto, I. Putri, and W. Umaedi, "BLTSM untuk analisis sentimen berbasis aspek pada aplikasi belanja online dengan cicilan".
- M. Dzaki, A. Nasir, and S. Hidayat, "Terbit online pada laman web jurnal: <https://ejurnalunsam.id/index.php/jicom/> Analisis Sentimen Ulasan Film Menggunakan Metode BiLSTM", [Online]. Available: <https://ejurnalunsam.id/index.php/jicom/>
- R. Illahi, S. Agustian, F. Yanto, P. H. Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau Jl Soebrantas, S. Baru, and K. Pekanbaru, "KLASIFIKASI SENTIMEN MENGGUNAKAN BIDIRECTIONAL LSTM DAN INDOBERT DENGAN DATASET TERBATAS," 2025.
- A. H. Prihamayu, "PENGGUNAAN LOGIKA FUZZY METODE MAMDANI UNTUK MENGETAHUI TINGKAT KEPUASAN PELAYANAN TENAGA KEPENDIDIKAN OLEH MAHASISWA".
- Z. N. Jati, T. Hastono, and F. Andrian, "Prediksi Produksi Bawang Merah di Kota Yogyakarta menggunakan Metode Fuzzy Mamdani," vol. 2, no. 2, pp. 129–137, doi: 10.55606/jupikom.v3i1.
- N. J. Aruan and A. H. Hasugian, "Implementasi Fuzzy Mamdani Menentukan Tingkat Kepuasan Penumpang Trans Metro Deli Kota Medan," *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Aplikasi*, vol. 6, no. 3, pp. 334–342, Jul. 2023, doi: 10.32493/jtsi.v6i3.30382.
- Khoirunisa Khoirunisa, Steven Ronis Pangaribuan, Bitsy Naviri Ismani, Beby Dwi Febriyanti, and Dheanita Sekarini Octanisa, "Sistem Inferensi Fuzzy Mamdani dalam Pengukuran Rata-Rata Tingkat Kepuasan Wisatawan Green Gumuk Candi," *Gemawisata: Jurnal Ilmiah Pariwisata*, vol. 21, no. 2, pp. 196–205, May 2025, doi: 10.56910/gemawisata.v21i2.687.
- J. Amalia, J. Pakpahan, M. Pakpahan, Y. Panjaitan, F. Informatika dan Teknik Elektro, and I. Teknologi Del, "Model Klasifikasi Berita Palsu Menggunakan Bidirectional LSTM Dan Word2Vec Sebagai Vektorisasi," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 4, 2022, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- A. Prayoga Permana, T. Chamidy, and C. Crysday, "Klasifikasi Ulasan Fasilitas Publik Menggunakan Metode Naïve Bayes dengan Seleksi Fitur Chi-Square," MEI, 2023.
- Y. Sylviani, M. Nugrah Nopiasadi, A. W. Alam, and O. Hijuzaman, "Pengaruh Pelayanan Akademik, Fasilitas dan Kinerja Kampus terhadap Kepuasan Mahasiswa/I di Kabupaten Purwakarta The Influence of

- Academic Services, Facilities, and Campus Performance on Student Satisfaction in Purwakarta Regency," vol. 2024, no. 1, pp. 99–108, doi: 10.51132/teknologika.v14i1.
- M. Riziq sirfatullah Alfarizi, M. Zidan Al-farish, M. Taufiqurrahman, G. Ardiansah, and M. Elgar, "PENGGUNAAN PYTHON SEBAGAI BAHASA PEMROGRAMAN UNTUK MACHINE LEARNING DAN DEEP LEARNING," 2023.
- O. Mawarni Saputri, "UTILIZING GOOGLE FORM TO FACILITATE EVALUATION PROCESS OF THE ONLINE LEARNING," *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, vol. 1, no. 11, 2022, [Online]. Available: <http://bajangjournal.com/index.php/J-ABDI>
- J. Ipmawati, S. Saifulloh, and K. Kusnawi, "Analisis Sentimen Tempat Wisata Berdasarkan Ulasan pada Google Maps Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 1, pp. 247–256, Jan. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i1.1066.
- Y. Akkem, B. S. Kumar, and A. Varanasi, "Streamlit Application for Advanced Ensemble Learning Methods in Crop Recommendation Systems – A Review and Implementation," *Indian J Sci Technol*, vol. 16, no. 48, pp. 4688–4702, Dec. 2023, doi: 10.17485/IJST/v16i48.2850.
- H. Faisal, A. Febriandirza, and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Terkait Ulasan Pada Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Metode Support Vector Machine," 2024.
- C. Cahyaningtyas, Y. Nataliani, and I. R. Widiasari, "Analisis sentimen pada rating aplikasi Shopee menggunakan metode Decision Tree berbasis SMOTE," *AITI: Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 18, no. Agustus, pp. 173–184, 2021.
- J. W. Iskandar and Y. Nataliani, "Comparison of Naïve Bayes, SVM, and k-NN for Aspect-Based Gadget Sentiment Analysis," *Jurnal RESTI*, vol. 5, no. 6, pp. 1120–1126, Dec. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i6.3588.
- A. Pranata and N. Azmi Verdikha, "KLASIFIKASI TEKS QUICK COUNT PEMILIHAN PRESIDEN 2024 PADA TWITTER MENGGUNAKAN METODE TF-IDF DAN NAIVE BAYES," *Jurnal Informatika Terpadu*, vol. 10, no. 2, pp. 93–100, 2024, [Online]. Available: <https://journal.nurulfikri.ac.id/index.php/JIT>
- M. Ainur Rohman and T. Chamidy, "Bidirectional GRU dengan Attention Mechanism pada Analisis Sentimen PLN Mobile Bidirectional GRU with Attention Mechanism on Sentiment Analysis of PLN Mobile."
- M. A. M. Pahendra, S. Anraeni, and L. B. Ilmawan, "Perbandingan Kinerja Word Embedding dalam Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Perjalanan," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 11, no. 1, pp. 49–62, Apr. 2025, doi: 10.28932/jutisi.v11i1.9681.
- M. Susanty and S. Sukardi, "Perbandingan Pre-trained Word Embedding dan Embedding Layer untuk Named-Entity Recognition Bahasa Indonesia," *PETIR*, vol. 14, no. 2, pp. 247–257, Sep. 2021, doi: 10.33322/petir.v14i2.1164.