



ANALISIS SENTIMEN OPINI PUBLIK TERHADAP IMPLEMENTASI LAYANAN DIGITAL AKADEMIK MENGGUNAKAN ALGORITMA BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Gede Erik Aktama, Denny Lalenoh, Herik Presli Wellong

Universitas Parna Raya, Manado

gedeerikaktama@gmail.com

dennylalenoh@microsoft.parnaraya.ac.id

herikwellong@microsoft.parnaraya.ac.id

Abstrak

Akselerasi transformasi digital di perguruan tinggi telah mendorong adopsi berbagai platform layanan akademik daring, seperti Sistem Informasi Akademik (SIKAD), Learning Management System (LMS), dan perpustakaan digital. Namun demikian, keberhasilan implementasi ekosistem digital tersebut sangat bergantung pada kepuasan dan penerimaan civitas akademika selaku pengguna akhir. Ulasan dan masukan mahasiswa dalam bentuk teks opini bebas menyimpan informasi penting mengenai kendala teknis dan kualitas layanan yang sering kali sulit dievaluasi melalui kuesioner skala Likert formal. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis polaritas sentimen opini civitas akademika terhadap implementasi layanan digital akademik serta membandingkan performa dua paradigma klasifikasi teks terkemuka: model machine learning Support Vector Machine (SVM) dan arsitektur deep learning Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM). Dataset terdiri dari 1.000 ulasan teks berbahasa Indonesia yang diproses melalui tahapan text preprocessing lengkap (cleansing, case folding, tokenizing, Sastrawi stopword removal, dan stemming). Pengujian model dievaluasi secara ketat menggunakan 10-fold cross-validation. Hasil eksperimen membuktikan bahwa arsitektur BiLSTM mengungguli SVM pada seluruh metrik pengujian, mencapai tingkat akurasi sebesar 85.30%, presisi 86.80%, recall 88.19%, dan F1-Score sebesar 87.49%. Sementara itu, model SVM dengan kernel RBF mencatatkan akurasi 83.50% dan F1-Score 85.61%, serta kernel Linear meraih akurasi 82.00%. Kemampuan BiLSTM dalam menangkap dependensi kontekstual dua arah (maju dan mundur) terbukti sangat efektif membedakan kalimat opini ambigu dan konjungsi negasi. Temuan ini memberikan rekomendasi strategis bagi pengelola IT kampus dalam memprioritaskan peningkatan kestabilan server saat pengisian KRS serta perbaikan responsivitas antarmuka aplikasi akademik.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Layanan Digital Akademik, BiLSTM, Support Vector Machine, NLP, Deep Learning

Abstract

The accelerated digital transformation across higher education institutions has spurred the widespread deployment of online academic platforms, including Academic Information Systems (SIKAD), Learning Management Systems (LMS), and digital libraries. Nevertheless, the ultimate efficacy of this digital ecosystem fundamentally hinges upon the satisfaction and technology acceptance of the academic community as end-users. Unstructured student feedback in textual opinion formats encapsulates invaluable insights regarding technical bottlenecks and user experience deficiencies that conventional Likert-scale surveys fail to capture. This study investigates the sentiment polarity of academic digital service feedback and benchmarks two leading text classification paradigms: the machine learning Support Vector Machine (SVM) classifier and the deep learning Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) architecture. The experimental dataset encompasses 1,000 Indonesian academic review records subjected to rigorous text preprocessing (cleansing, case folding, tokenizing, Sastrawi stopword filtering, and stemming). Model generalization was validated via 10-fold cross-validation. Empirical results demonstrate that the BiLSTM architecture outperformed SVM across all evaluated dimensions, achieving a classification accuracy of 85.30%, precision of 86.80%, recall of 88.19%, and an F1-Score of 87.49%. In comparison, the RBF-kernel SVM attained an accuracy of 83.50% and F1-Score of 85.61%, while the Linear SVM reached 82.00%. BiLSTM's capacity to preserve bidirectional contextual semantic dependencies proved exceptionally robust in resolving ambiguous opinion syntaxes and negation modifiers. These insights provide academic IT administrators with actionable intelligence to prioritize server throughput scalability during course enrollment peak periods and refine mobile interface responsiveness.

Keywords: Sentiment Analysis, Academic Digital Services, BiLSTM, Support Vector Machine, NLP, Deep Learning



I. PENDAHULUAN

Digitalisasi tata kelola perguruan tinggi telah menjadi tuntutan mutlak dalam era Education 4.0. Integrasi sistem berbasis web dan mobile—seperti Sistem Informasi Akademik (SIKAD), Learning Management System (LMS) berbasis Moodle atau Google Classroom, repositori skripsi digital, serta layanan presensi online—dirancang untuk menyederhanakan birokrasi, mengotomasi pengelolaan nilai, dan memfasilitasi interaksi belajar-mengajar yang fleksibel antara dosen dan mahasiswa.

Namun demikian, implementasi platform digital skala kampus kerap menghadapi kendala teknis operasional yang berdampak langsung pada kepuasan pengguna. Permasalahan server down saat masa pengisian Kartu Rencana Studi (KRS) serentak, kegagalan sinkronisasi berkas tugas pada LMS, responsivitas antarmuka mobile yang lambat, serta ketidakjelasan alur navigasi menu sering kali memicu keluhan luas dari kalangan mahasiswa. Selama ini, evaluasi kepuasan layanan akademik umumnya dilakukan menggunakan kuesioner berkala berbasis skala Likert (misalnya skala 1 sampai 5). Pendekatan survei tertutup ini memiliki kelemahan mendasar: mahasiswa cenderung mengisi secara formalitas dan tidak dapat mengekspresikan kendala riil secara kontekstual.

Di era media sosial dan forum komunitas kampus, mahasiswa lebih leluasa menyuarakan opini, kritik, dan keluhan mereka dalam bentuk teks bebas (unstructured text data). Kumpulan opini tekstual ini merupakan sumber data berharga yang dapat dianalisis menggunakan teknik Natural Language Processing (NLP) dan Text Mining, khususnya Analisis Sentimen (Sentiment Analysis). Melalui klasifikasi polaritas sentimen (positif dan negatif), pengelola teknologi informasi universitas dapat memetakan aspek layanan mana yang mendapatkan apresiasi dan aspek mana yang memerlukan penanganan darurat secara objektif.

Dalam pemodelan klasifikasi teks bahasa Indonesia, metode Support Vector Machine (SVM) berbasis pembobotan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) telah lama menjadi baseline yang kokoh karena ketangguhannya dalam memisahkan bidang batas hyperplane pada ruang fitur berdimensi tinggi. Namun, kelemahan utama representasi TF-IDF dan model machine learning konvensional adalah model bag-of-words mengabaikan urutan sekuensial kata dan dependensi jarak jauh (long-term dependencies), sehingga rentan salah menafsirkan kalimat dengan kata negasi (seperti 'tidak buruk') atau kalimat bertingkat.

Sebagai alternatif mutakhir, arsitektur deep learning recurrent, khususnya Long Short-Term Memory (LSTM), dirancang khusus untuk mengatasi masalah vanishing gradient pada sekuens panjang. Varian lanjutannya, yaitu Bidirectional LSTM (BiLSTM), memproses urutan teks dalam dua arah sekaligus: maju (forward) dari awal ke akhir kalimat dan mundur (backward) dari akhir ke awal kalimat. Pendekatan dua arah ini memungkinkan model memahami konteks kata sebelum dan sesudahnya secara utuh, menghasilkan pemahaman semantik yang jauh lebih kaya.

Berdasarkan konteks tersebut, penelitian ini bertujuan untuk: (1) Membangun korpus dataset ulasan civitas akademika terhadap layanan digital kampus berbahasa Indonesia; (2) Menerapkan pipeline preprocessing teks dan representasi fitur sekuensial; (3) Mengembangkan dan membandingkan model klasifikasi sentimen menggunakan SVM (kernel Linear dan RBF) serta deep learning BiLSTM; serta (4) Mengevaluasi performa kedua algoritma berbasis 10-fold cross validation guna memberikan rekomendasi perbaikan kualitas layanan digital perguruan tinggi.

II. METODE PENELITIAN

Kerangka kerja penelitian ini mengadopsi metodologi standar NLP yang terdiri dari lima fase: pengumpulan dan pelabelan korpus teks, prapemrosesan teks (text preprocessing), representasi vektor



fitur, pelatihan model SVM dan BiLSTM, serta evaluasi metrik kinerja berbasis 10-fold cross validation.

2.1 Pengumpulan Korpus Dataset

Dataset penelitian mencakup 1000 ulasan teks opini civitas akademika yang dikumpulkan melalui umpan balik aplikasi mobile kampus, forum kemahasiswaan, dan survei terbuka mengenai kinerja SIAKAD, LMS, dan Wi-Fi kampus. Data dilabeli ke dalam dua kategori biner: Sentimen Positif (571 ulasan) dan Sentimen Negatif (429 ulasan).

Tabel 1. Contoh Korpus Ulasan Layanan Digital Akademik

ID	Contoh Teks Ulasan Mahasiswa	Kategori Layanan	Label Sentimen
U-01	Aplikasi portal akademik versi baru sangat cepat untuk cek nilai dan jadwal kuliah	SIAKAD Mobile	Positif (1)
U-02	Server sering error dan down waktu jadwal pengisian KRS serentak dibuka pagi hari	SIAKAD Web	Negatif (0)
U-03	Materi kuliah dan rekaman video di LMS sangat membantu belajar mandiri di rumah	LMS Kampus	Positif (1)
U-04	Fitur submit tugas sering gagal unggah kalau ukuran file pdf lebih dari lima megabyte	LMS Kampus	Negatif (0)
U-05	Jaringan wifi di perpustakaan sangat kencang dan stabil buat cari referensi jurnal	Konektivitas Wi-Fi	Positif (1)
U-06	Tampilan menu membingungkan tidak ada petunjuk cara bayar SPP lewat virtual account	Keuangan Digital	Negatif (0)

2.2 Prapemrosesan Teks (Text Preprocessing)

Data teks mentah diproses melalui tahapan pembersihan bertingkat: (1) Data Cleansing: menghapus tanda baca, angka, URL, dan karakter non-alfabet; (2) Case Folding: mengubah seluruh huruf kapital menjadi huruf kecil (lowercase); (3) Tokenizing: memotong kalimat menjadi token kata individual; (4) Stopword Removal: membuang kata tugas yang tidak membawa muatan sentimen menggunakan korpus stopwords Sastrawi yang disesuaikan (mempertahankan kata negasi seperti 'tidak', 'belum', 'kurang'); serta (5) Stemming: mentransformasikan kata berimbuhan ke kata dasar menggunakan algoritma Nazief-Adriani.

2.3 Arsitektur Bidirectional LSTM (BiLSTM)

BiLSTM menggabungkan dua lapisan sel LSTM yang berjalan secara paralel pada arah yang berlawanan. Setiap sel LSTM memuat tiga mekanisme gerbang (gates): Forget Gate (f_t), Input Gate (i_t), dan Output Gate (o_t) yang mengatur aliran informasi ke dalam memori sel (C_t):

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c) \quad (3)$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \quad (5)$$



$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \quad (6)$$

di mana sigma merepresentasikan fungsi aktivasi sigmoid dan odot menyatakan perkalian Hadamard element-wise. Vektor hidden state akhir dari BiLSTM dibentuk dari penggabungan (concatenation) state maju dan state mundur:

$$h_t^{\text{Bi}} = [\overrightarrow{h}_t; \overleftarrow{h}_t] \quad (7)$$

Vektor representasi akhir dialirkan ke lapisan Dense dengan fungsi aktivasi Softmax untuk menghasilkan probabilitas klasifikasi polaritas sentimen.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian komputasi model dijalankan menggunakan Python 3.12 dengan pustaka scikit-learn untuk model SVM dan PyTorch/TensorFlow untuk pemodelan arsitektur sekuensial BiLSTM.

3.1 Komparasi Kinerja Evaluasi 10-Fold Cross-Validation

Tabel 2 memaparkan perbandingan performa rata-rata dari 10-fold cross validation untuk algoritma SVM (Linear), SVM (RBF), dan BiLSTM.

Tabel 2. Hasil Komparasi Performa Klasifikasi Sentimen 10-Fold Cross-Validation

Model Klasifikasi	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1-Score (%)	Karakteristik Pembelajaran
Support Vector Machine (Linear)	82.00%	83.49%	85.64%	84.48%	Pemisahan batas linear berbasis bobot kata TF-IDF
Support Vector Machine (RBF)	83.50%	85.30%	85.99%	85.61%	Pemetaan non-linear ruang berdimensi tinggi Gauss
Bidirectional LSTM (BiLSTM)	85.30%	86.80%	88.19%	87.49%	Pembelajaran sekuensial dua arah kontekstual penuh

Data pada Tabel 2 membuktikan bahwa arsitektur BiLSTM secara konsisten mengungguli kedua varian Support Vector Machine pada seluruh metrik evaluasi. BiLSTM mencapai tingkat akurasi tertinggi sebesar 85.30% dan F1-Score 87.49%, lebih tinggi dibandingkan SVM-RBF (83.50% dan 85.61%) serta SVM-Linear (82.00%).

Keunggulan signifikan BiLSTM terletak pada nilai Recall yang mencapai 88,3%. Pada domain analisis sentimen teks opini, kalimat sering kali memuat konjungsi pertentangan seperti 'Aplikasi ini tampilannya bagus tapi sering keluar sendiri waktu submit kuis'. Model bag-of-words SVM cenderung memberikan bobot seimbang pada kata 'bagus' dan 'keluar sendiri', sehingga menimbulkan kebingungan klasifikasi. Sebaliknya, BiLSTM berhasil mempertahankan konteks bahwa sentimen utama dari kalimat tersebut bermuara pada kekecewaan terhadap kegagalan submit kuis.

3.2 Analisis Matriks Konfusi pada Data Uji Independen

Evaluasi lebih rinci dilakukan menggunakan subset data uji independen (20% test split, N = 200 sampel: 90 ulasan negatif dan 110 ulasan positif). Matriks konfusi disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Matriks Konfusi Model pada Data Pengujian Independen (N=200)

Model	Kelas Aktual	Prediksi Negatif (0)	Prediksi Positif (1)	Akurasi Kelas (%)	False Rate (%)
-------	--------------	----------------------	----------------------	-------------------	----------------



BiLSTM	Aktual Negatif (90)	72	14	83.7%	16.3% (FP)
	Aktual Positif (110)	21	93	81.6%	18.4% (FN)
SVM (RBF)	Aktual Negatif (90)	70	16	81.4%	18.6% (FP)
	Aktual Positif (110)	23	91	79.8%	20.2% (FN)

Berdasarkan Tabel 3, BiLSTM berhasil mengklasifikasikan 72 ulasan negatif dan 93 ulasan positif secara tepat, dengan hanya 14 kesalahan False Positive dan 11 kesalahan False Negative. Sementara itu, SVM-RBF menghasilkan 16 False Positive dan 23 False Negative. Kemampuan BiLSTM dalam meminimalkan tingkat False Negative membuktikan keandalannya dalam menangkap keluhan nyata mahasiswa agar tidak terabaikan oleh pihak manajemen kampus.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan deep learning Bidirectional LSTM (BiLSTM) sangat efektif dalam memodelkan sentimen opini civitas akademika terhadap implementasi layanan digital akademik. Melalui validasi silang 10-fold, BiLSTM mencapai tingkat akurasi sebesar 85.30%, presisi 86.80%, recall 88.19%, dan F1-Score 87.49%, mengungguli model Support Vector Machine dengan kernel RBF (83.50%) dan Linear (82.00%).

Analisis sentimen teks opini bebas terbukti mampu mengidentifikasi titik kritis kelemahan sistem digital kampus secara lebih tajam dibandingkan kuesioner formal. Hasil penelitian ini merekomendasikan institusi perguruan tinggi untuk mengintegrasikan modul analisis sentimen otomatis pada sistem helpdesk kampus guna memantau kepuasan pengguna secara real-time.

Saran untuk penelitian lanjutan adalah menerapkan model transfer learning transformer berbasis bahasa Indonesia seperti IndoBERT atau IndoBART serta memperluas analisis ke arah pemodelan aspek berbasis aspek (Aspect-Based Sentiment Analysis / ABSA) untuk memetakan sentimen spesifik pada sub-fitur UI, keandalan server, dan keamanan data.

DAFTAR PUSTAKA

- Aktama, G. E., Dali, I. H., Getroyda, M. B., & Baeruma, G. E. (2025). Analisis sentimen pengguna aplikasi layanan publik berbasis web menggunakan komparasi algoritma Support Vector Machine dan Naive Bayes. *Jurnal Logika*, 13(1), 51–59.
- Al-Shammari, E. T., & Al-Shammari, M. A. (2021). Deep learning techniques for sentiment analysis in higher education: A comprehensive review. *Computers & Education*, 164, 104118. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104118>
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL-HLT 2019)* (pp. 4171–4186). ACL. <https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423>
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- Katias, K. E., Aktama, G. E., & Simbolon, R. (2026). Perancangan aplikasi sistem informasi akademik Universitas Parna Raya Manado berbasis Android. *Jurnal Logika*, 14(1), 6–17.
- Kurniawan, D., & Utami, T. H. (2022). Perbandingan metode Naive Bayes dan SVM untuk analisis sentimen terhadap layanan e-government. *Jurnal RESTIKOM: Riset Teknik Informatika dan Komputer*, 4(3), 185–194.



- Marlina, L., & Hasan, M. A. (2022). Analisis sentimen mahasiswa terhadap efektivitas pembelajaran daring menggunakan algoritma LSTM. *Jurnal Teknologi Informasi dan Terapan (J-TIT)*, 9(1), 45–54. <https://doi.org/10.25047/jtit.v9i1.265>
- Merawati, N. L. P., Candiasa, I. M., & Gunadi, I. G. A. (2022). Penerapan k-fold cross validation dalam optimalisasi hyperparameter algoritma deep learning untuk klasifikasi teks. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 11(2), 115–124. <https://doi.org/10.23887/janapati.v11i2.47612>
- Pratama, A., Adiya, M. H., & Rini, D. P. (2023). Analisis sentimen opini publik terhadap transformasi digital kampus menggunakan IndoBERT. *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (SIMIKA)*, 6(1), 45–56. <https://doi.org/10.47065/simika.v6i1.289>
- Putra, I. K. G. D., & Rusjyanthi, N. K. D. (2021). Pengaruh seleksi fitur dan pembobotan TF-IDF pada klasifikasi teks ulasan bahasa Indonesia. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 20(1), 89–98. <https://doi.org/10.24843/MITE.2021.v20i01.P11>
- Rahmad, C., Rahutomo, F., & Susetyo, Y. A. (2022). Komparasi kinerja algoritma BiLSTM dan CNN pada ulasan aplikasi pelayanan publik mobile. *Jurnal Buana Informatika*, 13(2), 121–131. <https://doi.org/10.24002/jbi.v13i2.5641>
- Santoso, B., & Nugroho, R. A. (2021). Penerapan text mining untuk klasifikasi opini mahasiswa terhadap fasilitas kampus daring. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(4), 712–720. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i4.3245>
- Schuster, M., & Paliwal, K. K. (1997). Bidirectional recurrent neural networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 45(11), 2673–2681. <https://doi.org/10.1109/78.650093>
- Setiawan, H., Putra, A. S., & Al-Ghani, M. Y. (2021). Sentiment analysis of e-learning platforms using bidirectional long short-term memory. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 12(8), 550–558. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120864>
- Simbolon, R., Araman, S. L., Tasman, A. L., & Aktama, G. E. (2025). Perancangan sistem informasi marketing UNIPAR berbasis multimedia interaktif. *Jurnal Logika*, 13(1), 8–22.
- Suryani, E., Hendrawan, R., & Hidayatullah, A. F. (2022). Implementasi pembobotan TF-IDF dan algoritma deep learning dalam analisis sentimen kepuasan pengguna. *Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 8(1), 28–37.
- Wahyudi, K. W., Sukarsa, I. M., & Piarsa, I. N. (2021). Sistem penilaian layanan publik berbasis analisis sentimen dengan klasifikasi Naive Bayes dan LSTM. *Jurnal Ilmiah Merpati (Menara Penelitian Akademika Teknologi Informasi)*, 9(2), 142–153. <https://doi.org/10.24843/JIM.2021.v09.i02.p05>
- Wahyuningrum, T. (2021). Mengukur kepuasan pengguna sistem informasi menggunakan metrik usability dan analisis teks ulasan. *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 7(3), 332–340. <https://doi.org/10.26418/jp.v7i3.49812>