

Analisis Sentimen Terhadap Kompetensi Pedagogi Dosen Menggunakan *Word Embedding* dan *Random Forest* pada Data Umpan Balik Mahasiswa

Vina Ayumi^{1a}, Mariana Purba^{2b}, Abd Rahman^{1c}

¹Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Dian Nusantara, Indonesia

²Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sjakhyakirti, Palembang, Indonesia

^a*vina.ayumi@dosen.undira.ac.id*, ^b*mariana_purba@unisti.ac.id*, ^c*411211074@mahasiswa.undira.ac.id*

Article Info

Article history:

Received, 2025-06-16

Revised, 2025-06-19

Accepted, 2025-06-30

Kata Kunci:

Analisis Sentimen,
Kompetensi Pedagogi,
Word Embedding,
Random Forest,
Klasifikasi Teks

ABSTRAK

Perkembangan teknologi dan media digital telah mendorong cara evaluasi kinerja dosen yang tidak hanya berbasis kuantitatif, tetapi juga didukung oleh analisis data kualitatif. Salah satu pendekatan yang efektif adalah analisis sentimen terhadap umpan balik mahasiswa terkait informasi berharga mengenai persepsi dan pengalaman terkait kompetensi pedagogi dosen. Penelitian ini mengolah dataset sentimen umpan balik mahasiswa di Universitas Sjakhyakirti dengan menggunakan metode *word embedding* (WE) dan *random forest* (RF) untuk mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif. Dataset yang digunakan berjumlah 6.164 data kuesioner, terdiri dari 3.800 data sentimen positif dan 2.364 data sentimen negatif. Data kemudian dibagi menjadi data pelatihan (70%), validasi (10%), dan pengujian (20%). Evaluasi kinerja model pada data pengujian menunjukkan bahwa model WE-RF mampu mengklasifikasikan sentimen dengan tingkat presisi, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 0,805; 0,724; dan 0,762 untuk kelas positif, serta 0,618; 0,719; dan 0,664 untuk kelas negatif. Akurasi pada tahap pengujian yang diperoleh mencapai 72,2% yang menunjukkan bahwa model ini cukup efektif untuk menganalisis sentimen dalam konteks kompetensi pedagogi dosen.

Keywords:

Sentiment Analysis,
Pedagogical Competence,
Word Embedding,
Random Forest,
Text Classification

ABSTRACT

The advancement of technology and digital media has driven the need for lecturer performance evaluation methods that are not only quantitative but also supported by qualitative data analysis. One effective approach was sentiment analysis of student feedback containing valuable information regarding perceptions and experiences related to lecturers' pedagogical competence. This study processed a sentiment dataset of student feedback at Universitas Sjakhyakirti using *Word Embedding* (WE) and *Random Forest* (RF) methods to classify positive and negative sentiments. The dataset comprised 6,164 questionnaire responses, consisting of 3,800 positive sentiment data and 2,364 negative sentiment data. The data were then split into training data (70%), validation data (10%), and testing data (20%). Model performance evaluation on the testing data showed that the WE-RF model was able to classify sentiments with precision, recall, and F1-score of 0.805, 0.724, and 0.762 for the positive class, and 0.618, 0.719, and 0.664 for the negative class, respectively. The accuracy achieved at the testing stage was 72.2%, indicating that the model was sufficiently effective for sentiment analysis in the context of lecturers' pedagogical competence.

This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.



Penulis Korespondensi:

Vina Ayumi,
Fakultas Teknik dan Informatika,
Universitas Dian Nusantara, Indonesia

1. PENDAHULUAN

Teknologi telah memberikan dampak dalam berbagai aspek pendidikan, termasuk dalam evaluasi kompetensi pedagogi dosen untuk mendukung proses pembelajaran yang lebih baik [1]–[8]. Kompetensi pedagogi dosen merupakan salah satu aspek penitng dalam meningkatkan kualitas proses pembelajaran di perguruan tinggi. Dosen yang memiliki kompetensi pedagogi yang baik harus mampu menyampaikan materi, menciptakan suasana belajar yang kondusif, serta memotivasi mahasiswa untuk mencapai hasil belajar yang ditargetkan [9], [10]. Oleh karena itu, evaluasi terhadap kompetensi pedagogi dosen sangat penting dilakukan untuk memastikan keberhasilan proses pembelajaran dan peningkatan mutu pendidikan [11]–[13].

Seiring dengan perkembangan teknologi dan media digital, metode evaluasi kuantitatif perlu didukung dengan data kualitatif, salah satunya melalui analisis sentimen pada umpan balik mahasiswa [14]. Umpan balik yang diberikan mahasiswa dalam bentuk teks menyimpan informasi terkait persepsi dan pengalaman terhadap kinerja dosen[15]. Namun, jumlah data yang besar dan sifat teks yang tidak terstruktur menjadi tantangan dalam mengolah data tersebut secara manual [16].

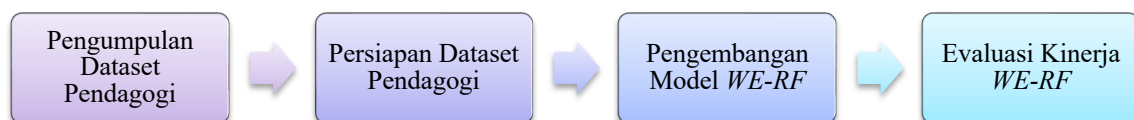
Teknologi pemrosesan bahasa alami dan teknik *machine learning* seperti *word embedding* (WE) dan *random forest* (RF) menjadi salah satu metode yang dapat digunakan dalam menganalisis sentimen dari data umpan balik mahasiswa [17]–[19]. Metode WE digunakan untuk merepresentasikan teks ke dalam bentuk vektor numerik yang dapat diproses oleh algoritma, sementara RF sebagai metode klasifikasi mampu mengklasifikasikan sentimen menjadi positif atau negatif berdasarkan fitur yang dihasilkan [20]–[22].

Pemilihan metode *machine learning* seperti *word embedding* (WE) berdasarkan analisis penelitian sebelumnya. Agustiningih, Utami, dan Alsyabani (2022) melakukan analisis sentimen terhadap vaksin COVID-19 di Twitter Indonesia dengan menggunakan *word embedding* yang berhasil mencapai akurasi hingga 92,5%. Studi ini juga menunjukkan bahwa penggunaan *word embedding* pada dataset yang telah melalui proses *stemming* menghasilkan akurasi sebesar 92,3% [23]. Penelitian Suryawati et al. (2023) mengaplikasikan analisis sentimen pada topik edukasi investasi di Twitter dengan menggunakan *word embedding* dan metode *support vector machine* (SVM). Penelitian ini menggunakan 700 data teks bahasa Indonesia untuk klasifikasi sentimen positif dan negatif [24]. Sementara itu, penelitian oleh Liebenlito et al. (2024) menggunakan *machine learning* yaitu metode *random forest* dengan strategi *margin sampling* dan mendapatkan akurasi klasifikasi sentimen sebesar 81,12% [25].

Penelitian ini menggunakan dataset umpan balik mahasiswa sebanyak 6.164 data, yang terdiri dari 3.800 data sentimen positif dan 2.364 data sentimen negatif. Data tersebut dibagi menjadi tiga bagian yaitu data pelatihan (70%), validasi (10%), dan pengujian (20%). Penelitian ini menggunakan data dari Universitas Sjakhyakirti sebagai lokasi penelitian. Dengan adanya analisis sentimen ini, diharapkan perguruan tinggi dapat memperoleh rekomendasi analisis teks persepsi mahasiswa terhadap kompetensi pedagogi dosen, sehingga dapat dijadikan dasar dalam perbaikan kualitas profesional dosen.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini diawali dengan pengumpulan data berupa umpan balik mahasiswa terkait kompetensi pedagogi dosen di Universitas Sjakhyakirti. Data yang digunakan berjumlah total 6.164 data kuesioner, terdiri dari 3.800 data sentimen positif dan 2.364 data sentimen negatif. Pengumpulan data dilakukan melalui kuesioner yang berisi pertanyaan terbuka untuk mendapatkan persepsi mahasiswa mengenai kualitas dan kemampuan pedagogi dosen dalam proses pembelajaran. Data teks hasil kuesioner ini kemudian diolah untuk analisis sentimen menggunakan metode *machine learning*. Adapun tahap penelitian dapat dilihat pada **Gambar 1**.



Gambar 1 Tahap Penelitian

Tahap berikutnya adalah praproses data dan pembagian dataset. Dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data pelatihan sebanyak 70% (4.315 data), data validasi sebanyak 10% (616 data), dan data pengujian sebanyak 20% (1.233 data). Data teks dari kuesioner diproses menggunakan teknik *word embedding* untuk mengubah kata-kata dalam bentuk teks menjadi representasi vektor numerik yang dapat dimengerti oleh algoritma. Model klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *random forest* dengan representasi data menggunakan *word embedding*. Model dilatih menggunakan data pelatihan dan divalidasi untuk menentukan

parameter terbaik sehingga dapat mengklasifikasikan sentimen menjadi positif atau negatif. Setelah melalui proses validasi, model diuji pada data pengujian untuk mengevaluasi akurasi.

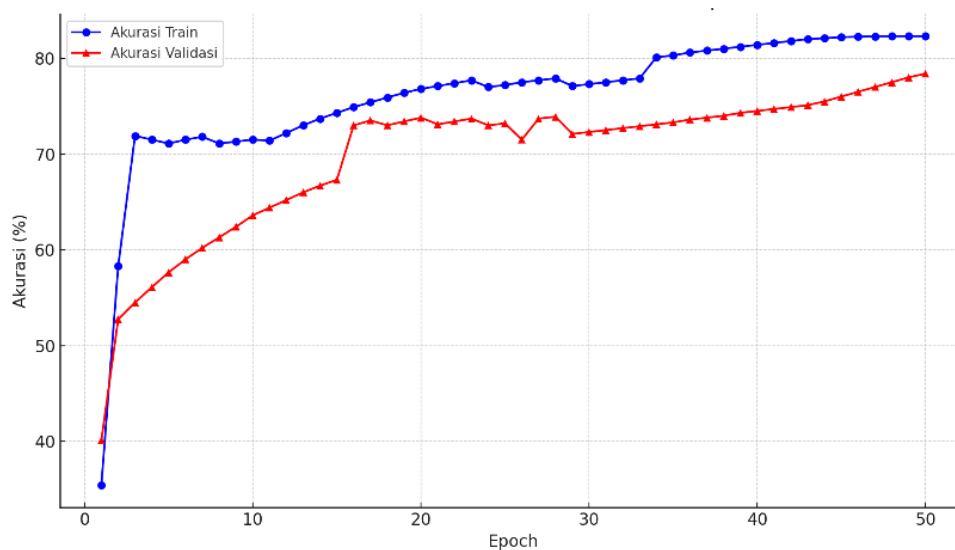
3. HASIL DAN ANALISIS

Pada eksperimen, akurasi model WE-RF divalusi selama proses pelatihan dan validasi dalam 50 epoch. Pada awal pelatihan, akurasi pelatihan dan validasi masih relatif rendah, masing-masing sebesar 35,45% dan 40,12% pada epoch pertama. Pada sekitar epoch 20 hingga 30, akurasi pelatihan mulai stabil di 77%, sedangkan akurasi validasi juga meningkat dan berada pada 72% hingga 74%. Hal ini menandakan bahwa model WE-RF belajar dengan baik dan mampu melakukan generalisasi terhadap dataset kompetensi pendagogi. Evaluasi kinerja model WE-RF pada tahap pelatihan dan validasi dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Evaluasi Kinerja *WE-RF* pada tahap pelatihan dan validasi

Epoch	Akurasi Train (%)	Akurasi Validation (%)
1	35.45	40.12
2	58.30	52.75
3	71.90	54.50
4	71.50	56.10
5	71.10	57.65
6	71.50	59.00
7	71.80	60.20
8	71.10	61.30
9	71.30	62.40
10	71.50	63.60
..	..	..
41	81.60	74.70
42	81.80	74.90
43	82.00	75.10
44	82.10	75.50
45	82.20	76.00
46	82.25	76.50
47	82.28	77.00
48	82.30	77.50
49	82.30	78.00
50	82.30	78.40

Pada akhir pelatihan (epoch 50), akurasi train mencapai 82,30%, sedangkan akurasi validasi mencapai 78,40%. Perbedaan akurasi antara pelatihan dan validasi yang relatif kecil menunjukkan bahwa model WE-RF tidak mengalami overfitting pada saat eksperimen menggunakan dataset kompetensi pendagogi dilakukan. Grafik akurasi model WE-RF pada tahap pelatihan dan validasi dapat dilihat pada Gambar 2.

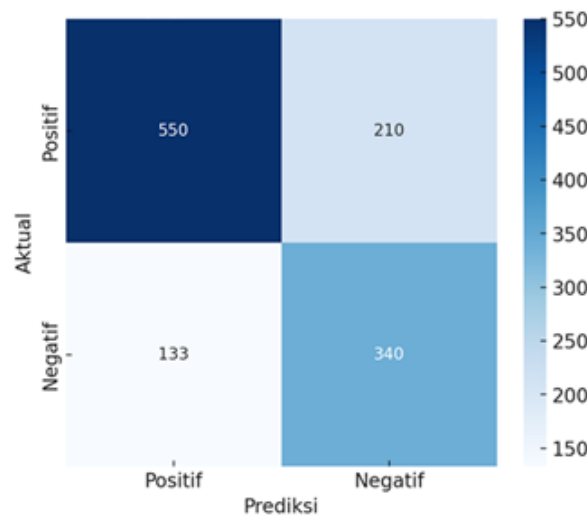


Gambar 2 Akurasi WE-RF pada tahap pelatihan dan validasi

Analisis sentimen terhadap kompetensi pendagogi dosen dilakukan menggunakan metode *word embedding* untuk merepresentasikan teks umpan balik mahasiswa ke dalam bentuk numerik, kemudian diklasifikasikan dengan algoritma random forest. Data pengujian terdiri dari 1.233 data, dengan 760 data

sentimen positif dan 473 data sentimen negatif. Dari hasil pengujian, model mampu mengklasifikasikan sentimen dengan akurasi sebesar 72,2%.

Model confusion matrix menunjukkan bahwa dari 760 data positif, sebanyak 550 berhasil diprediksi dengan benar, sementara 210 data salah diklasifikasikan sebagai negatif. Sedangkan dari 473 data negatif, 340 berhasil diprediksi dengan tepat dan 133 data salah diklasifikasikan sebagai positif. Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun model sudah cukup baik dalam membedakan sentimen, masih ada kesalahan yang cukup terutama pada data yang ambigu tentang kompetensi pendagogi. Model confusion matrix dari model WE-RF pada tahap pengujian dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Confusion matrix model WE-RF

Model *word embedding* dengan *random forest* (WE-RF) menunjukkan performa yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif dengan nilai *precision* sebesar 0.805, *recall* 0.724, dan *f1-score* 0.762. Hasil ini menunjukkan bahwa seluruh data yang diprediksi sebagai positif, 80.5% benar-benar positif (*precision*), dan model mampu mengenali 72.4% dari seluruh data positif yang sebenarnya (*recall*). Nilai *f1-score* yang merupakan harmonisasi antara *precision* dan *recall* juga cukup tinggi, yaitu 0.762, menunjukkan keseimbangan yang baik dalam klasifikasi sentimen positif. Sementara itu, untuk sentimen negatif, model WE-RF mendapatkan nilai *precision* 0.618, *recall* 0.719, dan *f1-score* 0.664 yang menunjukkan bahwa prediksi sentimen negatif kurang presisi dibanding sentimen positif, dengan 61.8% dari prediksi negatif yang benar-benar negatif. Namun, nilai *recall* untuk sentimen negatif cukup baik yaitu 71.9%, menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi data negatif yang sebenarnya. Evaluasi kinerja model WE-RF pada tahap pengujian dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Evaluasi kinerja model WE-RF pada tahap pengujian

Label	Precision	Recall	F1-score
Positif	0.805	0.724	0.762
Negatif	0.618	0.719	0.664

4. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi sentimen menggunakan Word Embedding dan Random Forest untuk menganalisis umpan balik mahasiswa terkait kompetensi pedagogi dosen. Model WE-RF berhasil mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif dengan akurasi 72,2%. Precision untuk kelas positif mencapai 0,805 dan recall sebesar 0,724. Untuk kelas negatif, precision tercatat 0,618 dengan recall 0,719. F1-score model menunjukkan performa yang cukup baik, yaitu 0,762 untuk positif dan 0,664 untuk negatif.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Lembaga Riset dan Pengabdian kepada Masyarakat (LRPM) Universitas Dian Nusantara (UNDIRA) yang telah mendanai penelitian ini melalui skema penelitian internal.

REFERENSI

- [1] U. Rusmawan and I. Mulya, "Sistem Informasi Koperasi Menggunakan Metode Rapid Application Development (RAD)," *J. Inf. Syst. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 2022.
- [2] D. Ramayanti, Y. Jumaryadi, D. M. Gufron, and D. D. Ramadha, "Sistem Keamanan Perumahan Menggunakan Face Recognition," *TIN Terap. Inform. Nusan.*, vol. 3, no. 12, pp. 486–496, 2023.
- [3] H. Noprisson, E. Ermatita, A. Abdiansah, V. Ayumi, M. Purba, and H. Setiawan, "Fine-Tuning Transfer Learning Model in Woven Fabric Pattern Classification," *Int. J. Innov. Comput. Inf. Control*, vol. 18, no. 06, p. 1885, 2022.
- [4] V. Ayumi, "Performance Evaluation of Support Vector Machine Algorithm for Human Gesture Recognition," *Int. J. Sci. Res. Sci. Eng. Technol.*, vol. 7, no. 6, pp. 204–210, 2020.
- [5] A. Ratnasari, Y. Jumaryadi, and G. Gata, "Sistem Pakar Deteksi Penyakit Ginekologi Menggunakan Metode Forward Chaining," *Resolusi Rekayasa Tek. Inform. dan Inf.*, vol. 3, no. 5, pp. 321–327, 2023.
- [6] 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.
- [7] S. Hesti, "The effects of relational social capital and technological factors on knowledge sharing in an online community," *Int. J. Innov. Creat. Chang.*, vol. 13, no. 4, 2020.
- [8] I. Kamil, M. Ariani, and I. A. Irawan, "The influence of lifestyle and financial literacy on online paylater system and its impact on spending behavior," *J. Econ. Bus. Lett.*, vol. 4, no. 2, pp. 51–62, 2024.
- [9] D. Khodadad, "Creating a supportive and effective learning environment for engineering students: Pedagogical strategies, engagement, and enhanced outcomes," *Int. J. Eng. Pedagog.*, vol. 13, no. 8, pp. 33–50, 2023.
- [10] A. Latif and D. Darmawan, "Examining How School Environment and Teacher Competence Affect Student Learning Motivation at MA Al Fatich Tambak Osowilangun Surabaya," *Teach. Learn. J. Mandalika e-ISSN 2721-9666*, vol. 5, no. 1, pp. 69–75, 2024.
- [11] M. A. Moreira, B. R. Arcas, T. G. Sánchez, R. B. García, and M. J. R. Melero, "Teachers' pedagogical competences in higher education: A systematic literature review," *J. Univ. Teach. Learn. Pract.*, vol. 20, no. 1, pp. 90–123, 2023.
- [12] A. Amaliah, F. D. D. Clorion, and G. Pasaribu, "The Importance of Mastering Teacher Pedagogical Competence in Improving the Quality of Education," *PEBSAS J. Pendidik. Bhs. dan Sastra*, vol. 2, no. 1, pp. 29–37, 2024.
- [13] Y. O. Umar and P. Mardesia, "A Correlational Study: Pedagogical and professional competence of physical education teachers in relation to the implementation of the Merdeka curriculum," *J. Phys. Educ. Sport*, vol. 23, no. 12, pp. 3325–3331, 2023.
- [14] D. K. Dake and E. Gyimah, "Using sentiment analysis to evaluate qualitative students' responses," *Educ. Inf. Technol.*, vol. 28, no. 4, pp. 4629–4647, 2023.
- [15] Z. Kastrati, F. Dalipi, A. S. Imran, K. Pireva Nuci, and M. A. Wani, "Sentiment analysis of students' feedback with NLP and deep learning: A systematic mapping study," *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 9, p. 3986, 2021.
- [16] D. Baviskar, S. Ahirrao, V. Potdar, and K. Kotecha, "Efficient automated processing of the unstructured documents using artificial intelligence: A systematic literature review and future directions," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 72894–72936, 2021.
- [17] H. Chen, L. Wu, J. Chen, W. Lu, and J. Ding, "A comparative study of automated legal text classification using random forests and deep learning," *Inf. Process. Manag.*, vol. 59, no. 2, p. 102798, 2022.
- [18] M. A. Haq, M. A. R. Khan, and M. Alshehri, "Insider threat detection based on NLP word embedding and machine learning," *Intell. Autom. Soft Comput.*, vol. 33, no. 1, pp. 619–635, 2022.
- [19] P. Bountakas, K. Koutroumpouchos, and C. Xenakis, "A comparison of natural language processing and machine learning methods for phishing email detection," in *Proceedings of the 16th International Conference on Availability, Reliability and Security*, 2021, pp. 1–12.
- [20] A. F. Sabbah and A. A. Hanani, "Self-admitted technical debt classification using natural language processing word embeddings," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 13, no. 2, p. 2142, 2023.
- [21] M. A. Nivedha and S. Raja, "Detection of email spam using Natural Language Processing based

- Random Forest approach,” *Int. J. Comput. Sci. Mob. Comput.*, vol. 11, no. 2, pp. 7–22, 2022.
- [22] G. Bourahouat, M. Abourezq, and N. Daoudi, “Word embedding as a semantic feature extraction technique in arabic natural language processing: an overview.”, *Int. Arab J. Inf. Technol.*, vol. 21, no. 2, pp. 313–325, 2024.
- [23] K. K. Agustiningsih, E. Utami, and M. A. Alsyabani, “Sentiment analysis of COVID-19 vaccines in Indonesia on Twitter using pre-trained and self-training word embeddings,” *J. Ilmu Komput. dan Inf.*, vol. 15, no. 1, pp. 39–46, 2022.
- [24] C. T. Suryawati *et al.*, “Sentiment Analysis on Investment Education from Twitter using Ensemble Learning,” in *2023 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic)*, 2023, pp. 364–369.
- [25] M. Liebenlito, N. Inayah, E. Choerunnisa, T. E. Sutanto, and S. Inna, “Active learning on Indonesian Twitter sentiment analysis using uncertainty sampling,” *J. Appl. Data Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 114–121, 2024.