

Model *Deep Learning* Berbasis Word2Vec dan LSTM untuk Klasifikasi Umpan Balik Kompetensi Profesional Dosen

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

¹Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Dian Nusantara, Indonesia

²Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sjahyakti, Palembang, Indonesia

^avina.ayumi@dosen.undira.ac.id, ^bmariana_purba@unisti.ac.id, ^c411211074@mahasiswa.undira.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2025-06-16

Revised, 2025-06-19

Accepted, 2025-06-30

Kata Kunci:

Deep Learning,

Word2Vec,

Long Short-Term Memory,

Klasifikasi Sentimen,

Kompetensi Profesional

Keywords:

Deep Learning,

Word2Vec,

Long Short-Term Memory,

Sentiment Classification,

Professional Competence

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan mengembangkan model deep learning berbasis Word2Vec dan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk mengklasifikasikan sentimen umpan balik kompetensi profesional dosen dari teks evaluasi mahasiswa. Analisis manual terhadap data teks evaluasi yang berjumlah besar memerlukan waktu dan sumber daya signifikan, sehingga diperlukan metode otomatis untuk membantu proses klasifikasi sentimen. Metode Word2Vec digunakan untuk merepresentasikan kata-kata dalam bentuk vektor numerik berdimensi tetap, yang kemudian menjadi input bagi model LSTM. Model LSTM dipilih karena kemampuannya dalam memproses data berurutan serta mengingat konteks informasi jangka panjang yang relevan dalam teks. Dataset yang digunakan terdiri dari 6.124 data evaluasi, terbagi dalam kelas positif sebanyak 3.800 data dan negatif sebanyak 2.324 data. Dataset tersebut dibagi menjadi data pelatihan (70%), validasi (10%), dan pengujian (20%). Model dilatih selama 50 epoch dengan hasil akurasi pelatihan sebesar 81,20% dan akurasi validasi 77,10%. Evaluasi menggunakan *confusion matrix* pada data pengujian menunjukkan model mampu mengklasifikasikan 587 data positif dan 359 data negatif dengan benar, serta menghasilkan 106 false positive dan 173 false negative. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi Word2Vec dan LSTM dalam mengklasifikasikan sentimen teks evaluasi kompetensi dosen dengan akurasi pengujian sebesar 77.2%.

ABSTRACT

This study aimed to develop a deep learning model based on Word2Vec and Long Short-Term Memory (LSTM) to classify sentiment in student feedback on lecturers' professional competence. Manual analysis of large volumes of evaluation text data required significant time and resources, thus an automated method was needed to assist the sentiment classification process. Word2Vec was used to represent words as fixed-dimension numerical vectors, which then served as input to the LSTM model. The LSTM model was selected for its ability to process sequential data and retain relevant long-term contextual information in the text. The dataset consisted of 6,124 evaluation texts, divided into 3,800 positive and 2,324 negative samples. The dataset was split into training (70%), validation (10%), and testing (20%) subsets. The model was trained for 50 epochs, achieving a training accuracy of 81.20% and a validation accuracy of 77.10%. Evaluation using a confusion matrix on the testing data showed that the model correctly classified 587 positive and 359 negative samples, while producing 106 false positives and 173 false negatives. These results indicated that the combination of Word2Vec and LSTM was effective in classifying sentiment in lecturer competence evaluation texts, with a testing accuracy of 77.2%.

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



Penulis Korespondensi:

Vina Ayumi,

Fakultas Teknik dan Informatika,

Universitas Dian Nusantara, Indonesia

Email: vina.ayumi@dosen.undira.ac.id

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi mendukung perubahan pada bidang pendidikan, khususnya dalam proses evaluasi kualitas pembelajaran [1]–[8]. Evaluasi kompetensi profesional dosen merupakan salah satu aspek penting dalam meningkatkan kualitas pendidikan tinggi. Umpan balik dari mahasiswa terhadap kinerja dosen seringkali disampaikan dalam bentuk teks evaluasi pengembangan profesional dosen [9]–[11]. Namun, analisis manual terhadap sejumlah besar data teks evaluasi tersebut memerlukan waktu dan sumber daya yang besar, sehingga dibutuhkan metode untuk mengklasifikasi sentimen kompetensi dosen [12], [13].

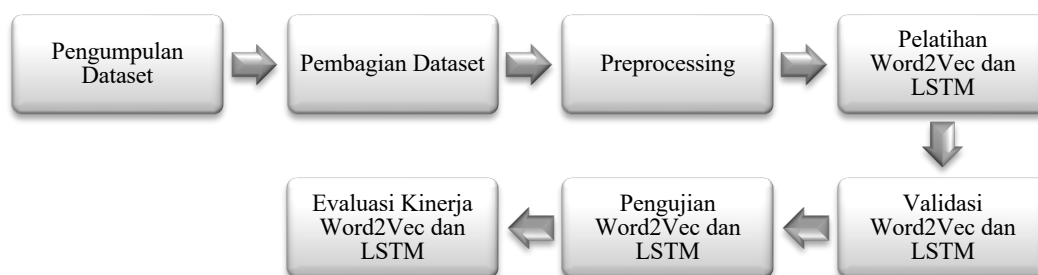
Dalam klasifikasi mengklasifikasi sentimen kompetensi dosen, metode Word2Vec dapat dimanfaatkan untuk merepresentasikan kata-kata dalam bentuk vektor numerik [14], [15] dan model Long Short-Term Memory (LSTM) dapat digunakan untuk memproses data berurutan dalam mengklasifikasi teks evaluasi kompetensi profesional dosen [16], [17]. Penelitian sebelumnya telah menggunakan teknik *embedding* teks dan algoritma klasifikasi dalam analisis sentimen di berbagai domain. Styawati et al. (2022) menggunakan Word2Vec dengan SVM untuk analisis sentimen aplikasi transportasi *online* yang mencapai akurasi sebesar 89%, precision 94%, recall 86%, dan F1-score 90% [18]. Agustina, Novita, & Rozanda (2024) juga menemukan bahwa kombinasi Word2Vec dengan *support vector machine* (SVM) pada analisis sentimen vaksin booster menghasilkan performa terbaik dengan precision 83%, recall 82%, dan F1-score 76% [19]. Penelitian oleh Budaya et al. (2023) menerapkan model LSTM untuk analisis sentimen kepuasan pasien di Pusat Kesehatan Masyarakat di Bali dengan akurasi pengujian sebesar 74,5%. Penelitian ini menggunakan LSTM untuk mengklasifikasikan sentimen umpan balik, menghasilkan akurasi pengujian sebesar 77,2%, yang menunjukkan bahwa metode deep learning dapat digunakan dalam pengolahan dan klasifikasi teks evaluasi kinerja [20].

Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan kinerja Word2Vec dan LSTM dalam berbagai tugas klasifikasi teks, termasuk analisis sentimen. Namun, penerapan metode ini khususnya pada dataset evaluasi kompetensi profesional dosen masih terbatas, terutama dalam konteks bahasa Indonesia dan lingkungan pendidikan tinggi di Indonesia [21]. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi teks yang akurat dan efisien dengan memanfaatkan Word2Vec dan LSTM untuk menganalisis evaluasi kompetensi profesional dosen.

Selain itu, pentingnya hasil klasifikasi yang akurat untuk mendukung pengambilan keputusan dalam peningkatan mutu pendidikan menjadi alasan dalam penelitian ini. Dengan pemanfaatan analisis teks menggunakan Word2Vec dan LSTM, institusi pendidikan dapat lebih cepat mengidentifikasi evaluasi mahasiswa, sehingga dapat merancang program pengembangan yang tepat sasaran. Dengan latar belakang tersebut, penelitian ini fokus pada implementasi dan evaluasi model klasifikasi teks berbasis Word2Vec dan LSTM dapat membantu analisis kinerja dosen oleh bidang manajemen mutu pendidikan dan pengembangan sumber daya manusia di perguruan tinggi.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan *supervised learning* untuk melakukan klasifikasi teks evaluasi kompetensi profesional dosen. Untuk implementasi, penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman Python dengan library TensorFlow dan Keras untuk membangun dan melatih model LSTM, serta gensim untuk membangun embedding Word2Vec. Tahap pelatihan, evaluasi dan pengujian model dilakukan menggunakan laptop dengan spesifikasi prosesor Intel Core i7 generasi terbaru, RAM 16GB, serta GPU NVIDIA GTX seri 10. Adapun tahap penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahap Penelitian

Dataset yang digunakan terdiri dari 6.124 data teks evaluasi yang terbagi dalam dua kelas, yaitu positif sebanyak 3.800 data dan negatif sebanyak 2.324 data. Dataset ini kemudian dibagi menjadi data pelatihan sebanyak 70%, data validasi 10%, dan data pengujian 20%. Adapun komposisi dataset penelitian dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Komposisi dataset teks evaluasi kompetensi profesional

Kelas	Total Data	Pelatihan (70%)	Validasi (10%)	Pengujian (20%)
Positif	3.800	2.660	380	760
Negatif	2.324	1.627	232	465
Total	6.124	4.287	612	1.225

Tahap pre-processing dataset teks kompetensi profesional terdiri dari beberapa tahapan, yaitu *case folding*, *tokenisasi*, *stemming*, penghilangan *stopword*, dan *padding*. Pada tahap *case folding* dataset teks kompetensi profesional, seluruh kata diubah menjadi huruf kecil agar kata-kata yang awalnya memiliki bentuk berbeda menjadi seragam, sehingga memudahkan representasi menggunakan teknik Word2Vec. Selanjutnya, tokenisasi dataset teks kompetensi profesional dilakukan dengan memecah teks menjadi unit kecil seperti kata, simbol, atau elemen lain yang memiliki makna tertentu. Proses penghilangan *stopword* pada dataset teks kompetensi profesional bertujuan untuk mengurangi kata-kata yang kurang memberikan informasi penting, sehingga fokus analisis lebih diarahkan pada kata-kata yang esensial dalam evaluasi dataset teks kompetensi profesional.

Representasi kata dalam dataset menggunakan teknik Word2Vec, yang mengubah setiap kata menjadi vektor numerik berdimensi tetap sehingga dapat diproses oleh model LSTM. Vektor hasil *embedding* ini kemudian menjadi input bagi model LSTM untuk melakukan klasifikasi. Model LSTM dipilih karena kemampuannya dalam menangani data berurutan seperti teks dan mampu mengingat informasi jangka panjang yang relevan. Arsitektur LSTM yang digunakan terdiri dari beberapa layer, termasuk *embedding layer* (hasil Word2Vec), satu atau dua layer LSTM, dan dense layer sebagai output. Setelah model klasifikasi teks evaluasi kompetensi profesional dilatih dan diuji, evaluasi performa model Word2Vec-LSTM dilakukan menggunakan confusion matrix dan metrik akurasi. Confusion matrix berupa grafik yang menampilkan perbandingan antara hasil prediksi model dan data sebenarnya secara rinci dan akurasi merupakan rasio antara jumlah prediksi yang benar dengan total dataset kompetensi profesional.

3. HASIL DAN ANALISIS

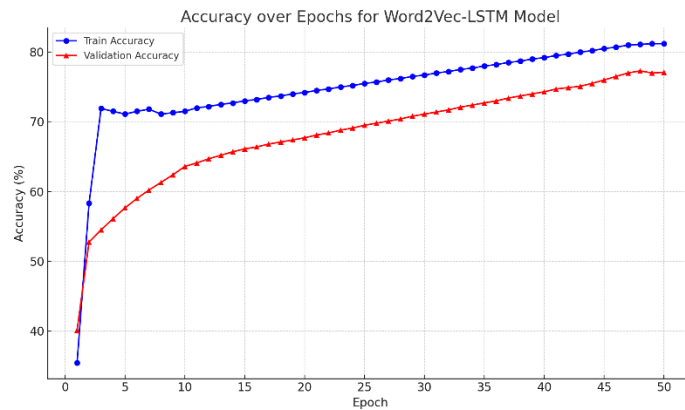
Penelitian ini bertujuan menerapkan model deep learning berbasis Word2Vec-LSTM untuk klasifikasi umpan balik terkait kompetensi profesional dosen dengan hasil yang menunjukkan peningkatan akurasi pada proses pelatihan. Pada awal pelatihan, akurasi pada data pelatihan dan validasi relatif rendah, yakni 35,45% dan 40,12% pada epoch pertama, namun secara bertahap meningkat hingga mencapai akurasi sebesar 81,20% pada data training dan 77,10% pada data validasi di epoch ke-50. Peningkatan merupakan hasil mempelajari pola-pola bahasa dari *embedding* Word2Vec dan LSTM dalam mengolah urutan data teks pada dataset teks umpan balik kompetensi profesional. Evaluasi kinerja model Word2Vec-LSTM pada tahap pelatihan dan validasi dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 2 Evaluasi Kinerja Word2Vec-LSTM 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	79.50	74.70
42	79.70	74.90
43	80.00	75.10
44	80.20	75.50
45	80.50	76.00
46	80.70	76.50
47	81.00	77.00
48	81.10	77.30
49	81.20	77.00
50	81.20	77.10

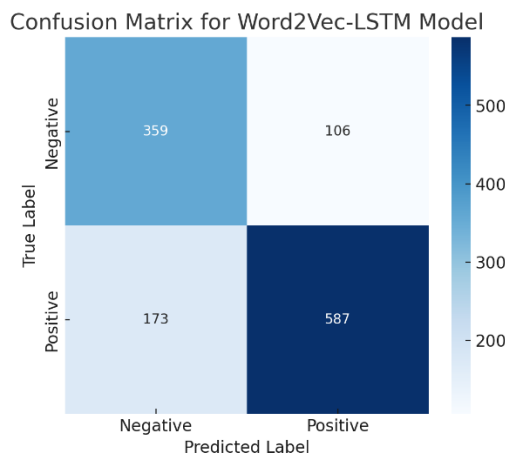
Proses pelatihan yang berlangsung selama 50 epoch menunjukkan adanya peningkatan performa Word2Vec-LSTM tanpa adanya *overfitting*, ditandai dengan kenaikan akurasi validasi. Model Word2Vec-LSTM dapat melakukan generalisasi dengan baik pada dataset teks umpan balik kompetensi profesional.

Dengan memanfaatkan *embedding* Word2Vec sebagai representasi fitur teks dan LSTM sebagai jaringan yang mampu menganalisis data teks sekuensial dan mengklasifikasikan umpan balik kompetensi dosen ke dalam kategori positif dan negatif. Grafik akurasi model Word2Vec-LSTM pada tahap pelatihan dan validasi dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Akurasi Word2Vec-LSTM pada tahap pelatihan dan validasi

Hasil confusion matrix untuk model Word2Vec-LSTM menunjukkan kinerja klasifikasi data uji sentiment dengan dua kelas, yaitu positif dan negatif. Dari total data pengujian sebanyak 1.225, model berhasil mengklasifikasikan 587 data positif dengan benar (*true positive*) dan 359 data negatif dengan benar (*true negative*). Namun, terdapat 106 data negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif (*false positive*) dan 173 data positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif (*false negative*). Model Word2Vec-LSTM lebih mampu mengenali data Positif dibandingkan negatif, meskipun masih ada kesalahan klasifikasi yang terjadi pada kedua kelas pada teks umpan balik kompetensi profesional. Model confusion matrix dari model Word2Vec-LSTM pada tahap pengujian dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Confusion matrix model Word2Vec-LSTM

Dari data pengujian yang terbagi 760 untuk kelas positif dan 465 untuk kelas negatif, model menunjukkan akurasi yang cukup baik dalam membedakan sentimen. Meskipun terdapat kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas positif yang salah dikenali sebagai negatif, jumlah *true positive* yang jauh lebih tinggi dibandingkan *false negative*. Untuk kelas negatif, meskipun jumlah *false positive* lebih kecil dari *true negative*, model Word2Vec-LSTM masih perlu diperbaiki agar kesalahan prediksi dapat diminimalkan sehingga klasifikasi lebih seimbang dan akurat di kedua kelas dataset teks umpan balik kompetensi profesional. Evaluasi lainnya untuk kinerja model Word2Vec-LSTM pada tahap pengujian dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 3 Evaluasi kinerja model Word2Vec-LSTM pada tahap pengujian

Kelas	Precision	Recall	F1-score
Positif	0.847	0.772	0.808
Negatif	0.675	0.772	0.720

Hasil evaluasi model Word2Vec-LSTM menunjukkan performa yang cukup baik terutama pada kelas positif. Dengan nilai *precision* sebesar 0.847, model Word2Vec-LSTM dapat memprediksi data positif dengan tingkat kesalahan yang rendah, artinya sebagian besar prediksi positif yang dilakukan benar-benar positif. Nilai *recall* sebesar 0.772 menunjukkan Word2Vec-LSTM berhasil menemukan sebagian besar data positif yang sebenarnya ada dalam dataset. Untuk kelas negatif, meskipun nilai *recall* mencapai 0.772 yang sama dengan kelas positif, nilai *precision* yang hanya sebesar 0.675 menunjukkan bahwa ada lebih banyak prediksi negatif yang keliru dibandingkan kelas positif. Model Word2Vec-LSTM masih kurang tepat dalam mengidentifikasi sentimen negatif pada teks umpan balik kompetensi profesional.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model *deep learning* berbasis Word2Vec dan LSTM untuk klasifikasi sentimen umpan balik kompetensi dosen. Dataset berjumlah 6.124 data evaluasi dibagi menjadi pelatihan, validasi, dan pengujian dengan proporsi 70%, 10%, dan 20%. Model dilatih selama 50 *epoch* dengan akurasi pelatihan 81,20% dan akurasi validasi 77,10%. Pada data pengujian, Word2Vec-LSTM dapat mengklasifikasikan dengan benar 587 data positif dan 359 data negatif. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi pengujian sebesar 77,2%, menandakan kinerja yang cukup baik dari Word2Vec-LSTM dalam klasifikasi sentimen teks evaluasi dosen.

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. Nusant.*, 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] R. Harrison *et al.*, "Evaluating and enhancing quality in higher education teaching practice: A meta-review," *Stud. High. Educ.*, vol. 47, no. 1, pp. 80–96, 2022.
- [10] T. K. A. Dang, G. Bonar, and J. Yao, "Professional learning for educators teaching in English-medium-instruction in higher education: A systematic review," *Teach. High. Educ.*, vol. 28, no. 4, pp. 840–858, 2023.
- [11] S. Hennessy *et al.*, "Technology use for teacher professional development in low-and middle-income countries: A systematic review," *Comput. Educ. Open*, vol. 3, p. 100080, 2022.
- [12] C. Dervenis, P. Fitsilis, O. Iatrellis, and A. Koustelios, "Assessing teacher competencies in higher education: A sentiment analysis of student feedback," *Int. J. Inf. Educ. Technol.*, vol. 14, no. 4, pp. 533–541, 2024.
- [13] T. Shaik, X. Tao, C. Dann, H. Xie, Y. Li, and L. Galligan, "Sentiment analysis and opinion mining on educational data: A survey," *Nat. Lang. Process. J.*, vol. 2, p. 100003, 2023.
- [14] G. Di Gennaro, A. Buonanno, and F. A. N. Palmieri, "Considerations about learning Word2Vec," *J. Supercomput.*, pp. 1–16, 2021.

- [15] T. A. Adjuik and D. Ananey-Obiri, “Word2vec neural model-based technique to generate protein vectors for combating COVID-19: a machine learning approach,” *Int. J. Inf. Technol.*, vol. 14, no. 7, pp. 3291–3299, 2022.
- [16] L. Zhang, “Design and Construction of Global Competency Analysis System based on Long Short-Term Memory,” in *2025 International Conference on Intelligent Systems and Computational Networks (ICISCN)*, 2025, pp. 1–7.
- [17] H. Faccin and T. A. N. de Andrade, “Textual analysis of teaching–learning evaluations in higher education: Deep learning and lexical investigation approaches,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 265, p. 125982, 2025.
- [18] S. Styawati, A. Nurkholis, A. A. Aldino, S. Samsugi, E. Suryati, and R. P. Cahyono, “Sentiment analysis on online transportation reviews using Word2Vec text embedding model feature extraction and support vector machine (SVM) algorithm,” in *2021 International Seminar on Machine Learning, Optimization, and Data Science (ISMODE)*, 2022, pp. 163–167.
- [19] C. A. N. Agustina, R. Novita, and N. E. Rozanda, “The implementation of TF-IDF and Word2Vec on booster vaccine sentiment analysis using support vector machine algorithm,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 234, pp. 156–163, 2024.
- [20] I. G. B. A. Budaya, I. K. Dharmendra, D. P. Agustino, I. G. Harsemadi, I. M. P. P. Wijaya, and I. G. P. M. Yusadara, “Evaluation of Public Health Centers Performance through Sentiment Analysis using LSTM in Bali Province, Indonesia,” in *2023 11th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)*, 2023, pp. 1–6.
- [21] B. Afriadi, B. Tola, and D. D. Triana, “Evaluation of the implementation of teacher professional education in Indonesia,” *Int. Educ. Trend Issues*, vol. 1, no. 1, pp. 1–9, 2023.