



## Analisis Sentimen Evaluasi Terhadap Pengajaran Dosen di Perguruan Tinggi Menggunakan Metode LSTM

Muhammad Afrizal Amrustian<sup>\*</sup>, Widi Widayat, Arif Muhammad Wirawan

Fakultas Informatika, S1 Teknik Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto, Purwokerto, Indonesia

Email: <sup>1</sup>\*afrizal.amru@ittelkom-pwt.ac.id, <sup>2</sup>widi@ittelkom-pwt.ac.id, <sup>3</sup>arif.ittelkom-pwt.ac.id

Email Penulis Korespondensi: afrizal.amru@ittelkom-pwt.ac.id

**Abstrak**—Pendidikan di Indonesia terbagi menjadi beberapa jenjang dari Pendidikan dasar hingga Pendidikan tinggi. Pada tingkat Pendidikan tinggi, dosen diminta untuk tidak hanya mengajarkan materi namun juga menekankan kepada mahasiswa bahwa mahasiswa memiliki peran penting untuk masa depan. Hal itu disebabkan mahasiswa dianggap sebagai orang dewasa yang dirasa dapat mengambil keputusan serta bertanggung jawab atas keputusan tersebut. Pada saat pandemi seperti sekarang, kegiatan pengajaran dilakukan secara daring, agar kegiatan pengajaran berjalan dengan baik maka masukan atau evaluasi dari mahasiswa diperlukan. Mengingat mahasiswa merupakan salah satu elemen penting pada Pendidikan tingkat tinggi. Pada penelitian ini dilakukan analisis sentimen terhadap evaluasi pengajaran oleh mahasiswa. Data yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 2280 data dengan jumlah kata pada teks evaluasi berkisar antara 3 hingga 50 kata. Metode LSTM adalah metode yang digunakan pada penelitian ini, dan hasil dari akurasi dari penggunaan metode LSTM adalah sebesar 91.08%. Dengan analisis yang dilakukan, dosen dapat meningkatkan cara pengajarannya berdasarkan hasil analisis evaluasi.

**Kata Kunci:** Analisis Sentimen; Evaluasi Pengajaran; LSTM; Pendidikan Tinggi; Teks Mining

**Abstract**—Education in Indonesia is divided into several levels, from elementary education to university education. At the university education level, lecturers are asked to not only teach material but also emphasize to students that students have an important role for the future. Due the students are considered as adults to make the decisions and take a responsibility for those decisions. During a pandemic, teaching activities are carried out online, in order the teaching activities run well, the evaluation from students is needed. Considering that students are one of the important elements in university education. In this study, sentiment analysis was carried out on the evaluation of teaching by students. The data used in this study amounted to 2280 data with the number of words in the evaluation text ranging from 3 to 50 words. The LSTM method is the method used in this study, and the results of the accuracy of using the LSTM method are 91.08%. With the analysis carried out, lecturers can improve their teaching methods based on the results of the evaluation analysis.

**Keywords:** Sentiment Analysis; Learning Evaluation; LSTM; University Education; Text Mining

### 1. PENDAHULUAN

Pendidikan di Indonesia terbagi menjadi beberapa jenjang, mulai dari Pendidikan dasar, menengah, menengah atas, hingga Pendidikan tinggi. Pada pelaksanaan jenjang Pendidikan tinggi, banyak elemen yang terlibat. Dosen merupakan salah satu elemen pada perguruan tinggi yang mengemban tugas Tri Dharma Perguruan Tinggi yakni pengajaran, penelitian, dan pengabdian. Pengajaran sebagai salah satu Tri Dharma perguruan tinggi yang harus dijalankan, dosen diminta untuk tidak hanya sekedar mengajarkan ilmu di kelas. Namun dosen harus dapat memberikan penegasan bahwa ilmu itu dapat membawa perubahan yang besar, mencerdaskan, serta mensejahterakan mahasiswa [1] [2]. Pengajaran yang efektif dan efisien diperlukan agar mahasiswa dapat menerima apa yang disampaikan oleh dosen di dalam pengajaran, ditambah dengan adanya pandemi yang menuntut adanya pembelajaran daring yang efektif [3], [4], [5], [6]. Mahasiswa merupakan elemen lainnya yang terdapat pada jenjang pendidikan tinggi. Mahasiswa dianggap sebagai insan dewasa yang dapat memberikan pendapat dan masukan, tidak terkecuali dosen sebagai pengajarnya di perguruan tinggi [7]. Masukan dari mahasiswa terkait pengajaran dosen dapat menjadi hal yang bersifat membangun untuk dosen maupun perguruan tinggi. Masukan mahasiswa terhadap pengajaran dosen dilakukan dua kali dalam satu semester dan masukan tersebut dibuat dalam bentuk pesan teks. Kesulitan dosen saat mendapat masukan adalah, banyaknya masukan dari mahasiswa sehingga tidak semua dapat dibaca dan beberapa masukan yang bersifat ambigu.

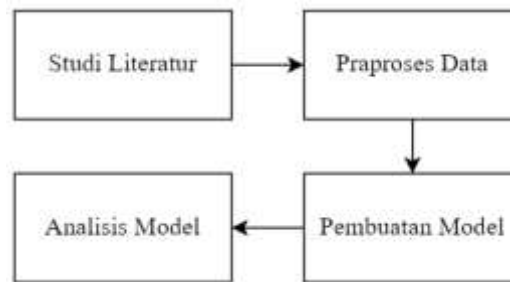
Oleh karena itu beberapa penelitian terkait analisis sentimen terhadap teks banyak dilakukan. Pada penelitian [8] dilakukan analisis sentimen terhadap salah satu portal berita di Indonesia. Metode yang digunakan adalah metode *Long Short-Term Memory* (LSTM). Hasilnya disebutkan bahwa metode LSTM dapat menganalisis dengan baik konteks berita yang ada di portal web berita tersebut. Penelitian untuk menganalisis sentimen pada social media menggunakan metode LSTM dilakukan oleh [9]. Pada penelitian tersebut, teks pada social media dibedakan menjadi teks yang bersifat negatif dan positif. Hasil pada penelitian tersebut adalah akurasi penggunaan metode LSTM yang mencapai 89.45%. Pada penelitian [10] dilakukan analisis terhadap novel review. Dua metode dibandingkan pada penelitian ini, yakni naive bayes dan LSTM. Penelitian tersebut memberikan hasil bahwa metode LSTM memiliki kinerja yang lebih baik jika dibandingkan dengan naive bayes.

Berdasarkan permasalahan serta beberapa penelitian yang telah dipaparkan, maka penelitian ini melaksanakan analisis sentimen masukan mahasiswa terhadap pengajaran dosen menggunakan metode LSTM. Penjelasan hasil penelitian ini akan terbagi menjadi beberapa bagian yakni Metodologi Penelitian, Hasil dan Pembahasan, dan Kesimpulan.



## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian



**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

Penelitian ini memiliki empat tahapan penelitian, tahapan tersebut tersaji pada Gambar 1. Penelitian ini dimulai dengan studi literatur, yakni mempelajari literatur terkait analisis sentiment serta metode yang akan digunakan. Kemudian dilakukan tahap praproses data untuk mengolah data agar siap digunakan. Tahapan selanjutnya yakni pembuatan model analisis sentiment, model analisis dibuat dengan menggunakan metode yang telah dipelajari yakni LSTM. Kemudian tahapan terakhir yakni analisis model, model yang telah dibuat harus dianalisis untuk dilihat seberapa efektif metode yang dipilih. Confusion matriks akan menjadi dasar untuk mengukur kinerja model yang telah dibuat.

### 2.2 Studi Literatur

#### 2.2.1 Penelitian Terkait

Pada penelitian [11] dilakukan sebuah analisis sentiment terhadap *movie review*. Data yang digunakan adalah hasil review dari film yang mana rata-rata jumlah teks didalam review tersebut adalah 233 kata. Metode yang digunakan adalah LSTM, hasil dari penelitian tersebut adalah hasil akurasi yang mencapai 88.17%.

Untuk meningkatkan hasil penjualan makanan pada *ecommerce*, dilakukan sebuah penelitian untuk menganalisis masukan dari konsumen. Penelitian [12] menggunakan metode *bidirectional LSTM* untuk menganalisis komentar konsumen terhadap makanan yang dijual di *ecommerce*. Hasil yang didapatkan adalah metode *bidirectional LSTM* dapat menganalisis komentar konsumen dengan ketepatan akurasi hingga 93%.

Penelitian [13] dilakukan untuk memberikan informasi positif dan negatif terkait tempat wisata berdasarkan komentar yang ada di platform Tripadvisor. Metode yang digunakan untuk memberikan informasi adalah LSTM. Hasil dari penelitian tersebut dikatakan bahwa metode LSTM dapat memberikan informasi positif dan negatif berdasarkan komentar dengan tingkat akurasi sebesar 71.67%.

Analisis sentiment menggunakan komentar yang ada di sosial media Instagram dilakukan oleh [14] untuk melihat tingkat ketertarikan pengguna Instagram terhadap suatu perguruan tinggi. LSTM digunakan sebagai metode untuk menganalisis komentar tersebut. Hasilnya didapatkan bahwa LSTM memiliki tingkat akurasi sebesar 79.46%.

Pada penelitian [15] dilakukan sebuah analisis sentiment terhadap *headline* berita-berita yang sedang trending untuk ditarik kesimpulan topik yang sedang ramai dibicarakan. Metode LSTM dipilih untuk menganalisis *headline* berita tersebut. Penelitian ini menyebutkan bahwa metode LSTM dapat menarik kesimpulan dari *headline* berita yang ada dengan tingkat akurasi sebesar 71.13%.

Berdasarkan beberapa penelitian terkait, maka pada penelitian ini menggunakan metode LSTM untuk menganalisis evaluasi pengajaran dosen oleh mahasiswa. Data yang digunakan merupakan salah satu pembeda dari beberapa penelitian terkait yang telah dijelaskan. Tujuan pada penelitian ini adalah upaya meningkatkan kinerja pengajaran dosen. Dua hal tersebut adalah pembeda penelitian ini dengan penelitian terdahulu.

#### 2.2.2 Analisis Sentimen

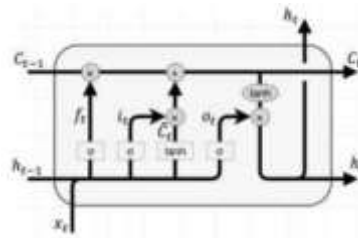
Sentimen dapat dikatakan sebagai sebuah data teks yang telah terakumulasi. Data teks tersebut dapat memiliki makna yang beragam dalam konteksnya [16]. Dalam beberapa penelitian sentiment dapat dikategorikan sebagai big data yang mana ukuran dari data teks tersebut semakin banyak dan makna konteksnya semakin beragam, data cuitan pada platform sosial media twitter adalah salah satu sumber sentiment yang sering digunakan. Analisis sentiment erat hubungannya dengan bidang *Natural Language Processing* (NLP), yang mana merupakan rumpun ilmu dalam teks mining yang berfokus untuk melakukan penaksiran makna pada teks [17].

#### 2.2.3 LSTM

*Neural Network* merupakan salah satu metode *deep learning* yang memiliki banyak variasi, *Recurrent Neural Network* (RNN) merupakan salah satu variasinya. LSTM merupakan hasil modifikasi dari metode RNN [18], [19]. Modifikasi tersebut dilakukan untuk mengatasi problem pada RNN yakni kurangnya performa RNN dalam akurasi

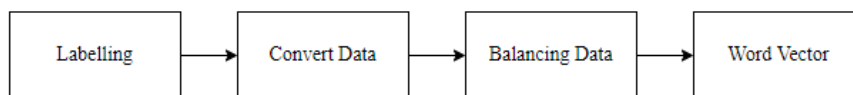


prediksi terhadap *long term dependencies*. Pada gambar 2 terlihat bagaimana ilustrasi dari arsitektur LSTM. Tahapan pada komputasi LSTM akan dilakukan pada tiga tahap yakni berawal dari *input gate* yang akan menentukan nilai yang akan diperbaharui, kedua *forget gate* yang memiliki tugas memilih informasi yang akan digunakan atau tidak, dan terakhir *output gate* yang bertugas untuk menentukan konteks yang akan dihasilkan.



**Gambar 2.** Arsitektur LSTM

**2.3 Praproses Data**



**Gambar 3.** Alur Praproses Data

Pada tahap praproses data, ada beberapa proses yang dilakukan. Pertama adalah *labelling*, data mentah yang didapat akan diberi label, label yang diberikan ada dua yakni positif dan negatif. Tahap kedua adalah *convert data*, data yang telah diberi label akan diconvert bentuknya, pertama dirubah ke dalam bentuk array kemudian dirubah dalam bentuk json. Proses ketiga adalah *balancing data*, pada proses ini data akan dibagi menjadi dua dan masing-masing bagian memiliki jumlah yang sama. Pada proses terakhir adalah *word vector*, yakni merubah data ke dalam bentuk *word vector* untuk kemudian dibuat model analisis sentiment.

**2.4 Pembuatan Model**

Pada tahap ketiga pada penelitian ini adalah pembuatan model. Pada tahap ini model analisis sentiment akan dibuat. Metode yang akan digunakan adalah metode LSTM. Model dibuat untuk dilakukan analisis sentiment, hasil analisis dari model akan terbagi menjadi dua yakni positif dan negatif.

**2.5 Analisis Model**

Model yang telah dibuat akan dianalisis untuk mengukur tingkat kebenaran dari hasil analisis. Perhitungan akurasi menjadi tolak ukur hasil analisis. Model juga dijalankan sebanyak *n* epoch untuk mencari nilai akurasi tertinggi.

**3. HASIL DAN PEMBAHASAN**

Pada bab 3 akan dijelaskan terkait hasil penelitian. Bab 3 akan dibagi menjadi tiga bagian yakni praproses data,

**3.1 Praproses Data**

**3.1.1 Labelling**

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data evaluasi pengajaran dosen oleh mahasiswa yang diambil dua kali dalam satu semester. Contoh data yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada table 1. Pada tahap *labelling*, data mentah akan dibersihkan terlebih dahulu dengan menghapus kolom data yang tidak diperlukan. Kemudian masing-masing data akan diberi label positif atau negatif. Kolom data yang tidak diperlukan akan dihapus, kemudian ditambahkan kolom label yang berisi label positif atau negatif dari masukan yang ada. Tabel 2 menyajikan data yang telah diberi label.

**Tabel 1.** Data Mentah Evaluasi Dosen

Kode Dosen	ID	Mata Kuliah	Kelas	Prodi	Masukan
MAM	2184	Algoritma Pemrograman	S1IF-06-F	S1 Teknik Informatika	saran saya bapak dosen untuk melakukan penjelasan materi secara online melalui google meet atau zoom dll, agar memperjelas penyampaian materi untuk mahasiswanya
MAM	2185	Algoritma Pemrograman	S1IF-06-F	S1 Teknik Informatika	Semangat dan sehat selalu pak



Kode Dosen	ID	Mata Kuliah	Kelas	Prodi	Masukan
MAM	2186	Algoritma Pemrograman	S1IF-06-F	S1 Teknik Informatika	Lanjutkan
MAM	2187	Algoritma Pemrograman	S1IF-06-F	S1 Teknik Informatika	Lebih baik lagi ke mahasiswa pak
MAM	2188	Algoritma Pemrograman	S1IF-06-F	S1 Teknik Informatika	Sudah cukup bagus

**Tabel 2.** Data Dengan Label

Masukan	Label
saran saya bapak dosen untuk melakukan penjelasan materi secara online melalui google meet atau zoom dll, agar memperjelas penyampaian materi untuk mahasiswanya	Negatif
Semangat dan sehat selalu pak	Positif
Lanjutkan	Positif
Lebih baik lagi ke mahasiswa pak	Negatif
Sudah cukup bagus	Positif

**3.1.2 Convert Data**

Pada tahap praproses yang kedua, dilakukan perubahan bentuk data. Data pertama dalam bentuk excel akan dirubah kedalam bentuk list untuk kemudian dirubah kedalam bentuk array dan terakhir dirubah ke dalam bentuk json. Pada Gambar 4 merupakan hasil *convert* data ke dalam bentuk array. Dapat dilihat bahwa data telah dirubah menjadi satu array full. Kemudian data akan dirubah dalam bentuk json, hal ini dilakukan karena file dengan ekstensi json akan lebih mudah jika ke depannya ingin diimplementasikan ke berbagai platform

```
[[{'sentiment': 'negative', 'texts': 'Agak susah untuk mengakses materi di elearning karena webnya seringkali down dan juga lemot jadi untuk bolal'}, {'sentiment': 'positive', 'texts': 'Selama perkuliahan (online) dose sudah berusaha semaksimal mungkin.'}, {'sentiment': 'positive', 'texts': '...'}
```

**Gambar 4.** Hasil Convert Data Ke Dalam Bentuk Array

**3.1.3 Balancing Data**

Tahap *balancing data* diperlukan agar tidak terjadi anomali data. Data akan dibagi menjadi dua bagian yakni data positif dan data negatif. Jumlah data pada masing-masing bagian akan terdiri dari 1120 data. Pada Gambar 5 tersaji data bagian positif. Proses *balancing* data dapat dilihat sebagai berikut

```
Proses balancing data
def sync_data(pos, neg):
    dict = {'pos': len(pos), 'neg': len(neg)}
    lowest = min(dict.items(), key=lambda x: x[1])

    pos = resample(pos, replace=False, n_samples=lowest[1], random_state=123)
    neg = resample(neg, replace=False, n_samples=lowest[1], random_state=123)
    return pos, neg
```

```
pos
['terima kasih',
 'lebih baik lagi',
 'setidaknya materi sesuai dengan quiz',
 'semangat pak',
 'sudah baik',
 'cukup',
 'sangat baik',
 'baik',
 'good job',
 'tidak ada karna sudah mengajar dengan baik',
 'mantap',
 'semangat mengajar',
 'jikalau kuliah offline pasti para mahasiswa akan senang ajar sama hadi becuse hadi kalau menerangkan mudah diterima dan metode pembelajarannya mengasikan',
 'sudah cukup baik',
```

**Gambar 5.** Bagian Data Positif

**3.1.4 Word Vector**

Word vector dibuat untuk memecah teks menjadi kata. Dari kata tersebut akan dirubah ke dalam bentuk nilai sehingga dapat dijadikan acuan saat memasukkan teks baru. Gambar 6 merupakan hasil perubahan kata menjadi sebuah nilai. Berikut adalah algoritma untuk membuat word vector

Proses word vector

```
def clean_chars(sent):
    url_remove = re.sub(r'http\S+', '', sent.lower())
    char_remove = re.sub(r'^a-zA-Z0-9#@', '', url_remove)
    char_len = [i for i in char_remove.split() if len(i) > 2]
    temp = [i for i in char_len if not i.startswith('#') and not i.startswith('@')]
    return ''.join(temp)

pos = []
neg = []
with open('/content/drive/My Drive/hibahSentiement/full_edom.json') as f:
    data = json.load(f)
for d in data:
    if d['sentiment'] == 'positive':
        content = clean_chars(d['texts'])
        pos.append(content.split(" "))
    elif d['sentiment'] == 'negative':
        content = clean_chars(d['texts'])
        neg.append(content.split(" "))
```

```
[('bagus', 0.9893484711647034),
 ('dalam', 0.9808483123779297),
 ('ditingkatkan', 0.9728949069976807),
 ('semakin', 0.97239089012146),
 ('sudah', 0.9713258743286133),
 ('cara', 0.965828001499176),
 ('sangat', 0.9651501774787903),
 ('cukup', 0.9642225503921509),
 ('menyampaikan', 0.961685061454773),
 ('metode', 0.9582355618476868)]
```

**Gambar 6.** Perubahan Kata Ke Nilai**3.2 Pembuatan Model**

Pada tahap ini dibuat model untuk analisis sentiment evaluasi pengajaran dosen oleh mahasiswa. Metode yang digunakan adalah metode LSTM. Model ini berfungsi sebagai alat untuk menganalisis teks evaluasi yang ada. Gambar 7 merupakan *model summary* dari model yang telah dibangun, dan dibawah adalah algoritma untuk membuat model menggunakan metode LSTM.

Algoritma pembuatan model

```
embed_dim = 25
def create_embedding_matrix(model):
    embedding_matrix = np.zeros((len(model.wv.vocab), embed_dim))
    for i in range(len(model.wv.vocab)):
        embedding_vector = model.wv[model.wv.index2word[i]]
        if embedding_vector is not None:
            embedding_matrix[i] = embedding_vector
    return embedding_matrix

model = gensim.models.Word2Vec.load("/content/drive/My Drive/hibahSentiement/model-w2vec/w2v-skip-25.bin")
embedding_matrix = create_embedding_matrix(model)
from keras import Sequential
from keras.layers import Embedding, LSTM, Dense, Dropout
from keras.models import *

model = Sequential()
model.add(Embedding(input_dim=embedding_matrix.shape[0], output_dim=embedding_matrix.shape[1],
weights=[embedding_matrix]))
embeddings = model.layers[0].get_weights()[0]
```





Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding_1 (Embedding)	(None, None, 25)	79100
lstm (LSTM)	(None, 20)	3680
dense (Dense)	(None, 2)	42
Total params: 82,822		
Trainable params: 82,822		
Non-trainable params: 0		
None		

Gambar 7. Model Summary

**3.3 Analisis Model**

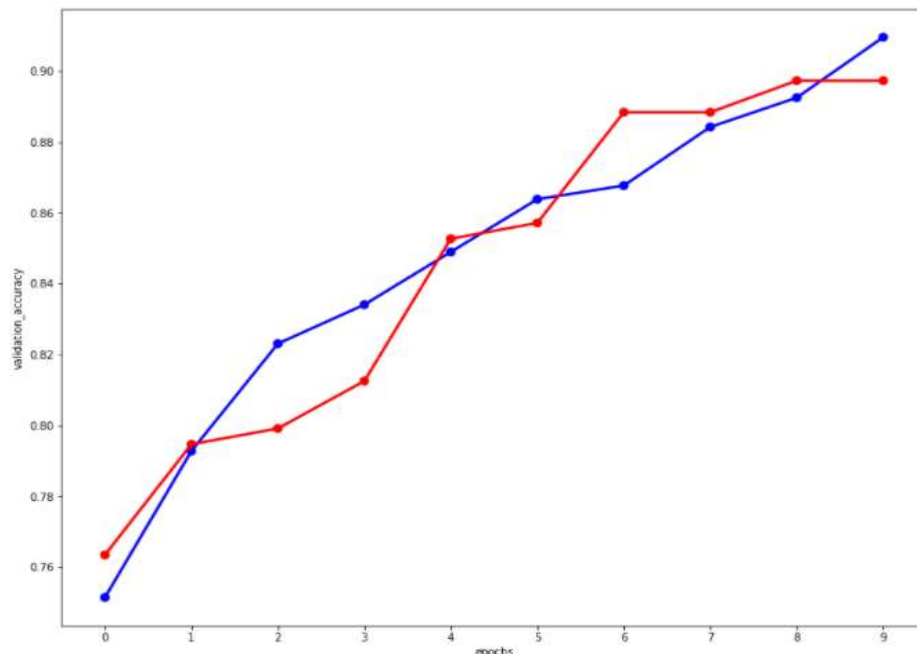
Pada tahap ini akan dilakukan analisis kinerja dari model yang telah dibuat. Proses analisis model akan dilakukan dengan cara menghitung nilai akurasi dengan berulang ulang. Pengulangan akan selesai ketika model telah mencapai nilai akurasi tertinggi. Pada Gambar 8 merupakan hasil analisis menggunakan model yang telah dibuat.

```

Epoch 1/10
29/29 [=====] - 8s 29ms/step - loss: 0.6137 - accuracy: 0.7514 - val_loss: 0.5243 - val_accuracy: 0.7634
Epoch 2/10
29/29 [=====] - 8s 11ms/step - loss: 0.4931 - accuracy: 0.7927 - val_loss: 0.4472 - val_accuracy: 0.7948
Epoch 3/10
29/29 [=====] - 8s 10ms/step - loss: 0.4330 - accuracy: 0.8230 - val_loss: 0.4256 - val_accuracy: 0.7991
Epoch 4/10
29/29 [=====] - 8s 10ms/step - loss: 0.4002 - accuracy: 0.8341 - val_loss: 0.3983 - val_accuracy: 0.8125
Epoch 5/10
29/29 [=====] - 8s 10ms/step - loss: 0.3720 - accuracy: 0.8490 - val_loss: 0.3567 - val_accuracy: 0.8527
Epoch 6/10
29/29 [=====] - 8s 10ms/step - loss: 0.3427 - accuracy: 0.8638 - val_loss: 0.3425 - val_accuracy: 0.8571
Epoch 7/10
29/29 [=====] - 8s 11ms/step - loss: 0.3253 - accuracy: 0.8677 - val_loss: 0.3156 - val_accuracy: 0.8884
Epoch 8/10
29/29 [=====] - 8s 11ms/step - loss: 0.3034 - accuracy: 0.8842 - val_loss: 0.3040 - val_accuracy: 0.8884
Epoch 9/10
29/29 [=====] - 8s 11ms/step - loss: 0.2772 - accuracy: 0.8925 - val_loss: 0.2546 - val_accuracy: 0.8973
Epoch 10/10
29/29 [=====] - 8s 10ms/step - loss: 0.2590 - accuracy: 0.9096 - val_loss: 0.2876 - val_accuracy: 0.8973
4/4 [=====] - 6s 6ms/step - loss: 0.2855 - accuracy: 0.9109
score: 0.28550082445144653
accuracy: 0.9108911156654358
    
```

Gambar 8. Hasil Perhitungan Akurasi Model

Pada Gambar 8 terlihat bahwa nilai akurasi pada epoch kesepuluh adalah yang tertinggi. Nilai akurasi yang didapatkan mencapai 91.08%. Dengan value akurasi sebesar 89.73%. Gambar 9 adalah tampilan grafik untuk melihat hasil akurasi dari data uji dan data latih. Grafik biru merupakan hasil akurasi data latih dan grafik merah adalah hasil akurasi data uji. Berdasarkan grafik tersebut dapat dikatakan bahwa hasil analisis model menggunakan data latih maupun data uji tidak jauh berbeda dan tidak ada terjadi overfitting.



Gambar 9. Grafik Hasil Akurasi



#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka metode LSTM dapat melakukan analisis terhadap teks evaluasi pengajaran dosen oleh mahasiswa. Penelitian dilakukan dari pengambilan data evaluasi dosen, praproses data, pembuatan model, hingga analisis model. Metode LSTM pada penelitian ini mendapatkan hasil akurasi yang signifikan yakni mencapai 91.08%. Sehingga dosen dapat menghemat waktu untuk mengambil kesimpulan evaluasi pengajarannya.

#### REFERENCES

- [1] W. Wahyudi, "Kinerja Dosen: Kontribusinya Terhadap Akreditasi Perguruan Tinggi," *Sci. J. Reflect. Econ. Accounting, Manag. Bus.*, vol. 3, no. 4, pp. 401–410, 2021, doi: 10.37481/sjr.v3i4.241.
- [2] N. Aisyah, B. Ambarita, and A. M. Sibuea, "Significance between Organizational Culture and Lecturer Performance of Private Universities in Medan," *Budapest Int. Res. Critics Inst. Humanit. Soc. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 75–88, 2019, doi: 10.33258/birci.v2i2.239.
- [3] K. S. Na and Z. Tasir, "Identifying at-risk students in online learning by analysing learning behaviour: A systematic review," *2017 IEEE Conf. Big Data Anal. ICBDA 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 118–123, 2018, doi: 10.1109/ICBDAA.2017.8284117.
- [4] A. N. Bahasoan, Wulan Ayuandiani, Muhammad Mukhram, and Aswar Rahmat, "Effectiveness of Online Learning In Pandemic Covid-19," *Int. J. Sci. Technol. Manag.*, vol. 1, no. 2, pp. 100–106, 2020, doi: 10.46729/ijstm.v1i2.30.
- [5] R. Hamid, I. Sentryo, and S. Hasan, "Online learning and its problems in the Covid-19 emergency period," *J. Prima Edukasia*, vol. 8, no. 1, pp. 86–95, 2020, doi: 10.21831/jpe.v8i1.32165.
- [6] E. Hussein, S. Daoud, H. Alrabaiah, and R. Badawi, "Exploring undergraduate students' attitudes towards emergency online learning during COVID-19: A case from the UAE," *Child. Youth Serv. Rev.*, vol. 119, p. 105699, 2020, doi: 10.1016/j.childyouth.2020.105699.
- [7] M. W. Novita, "Pendidikan Orang Dewasa," pp. 107–135, 2019, doi: 10.31227/osf.io/b6hsq.
- [8] D. T. Hermanto, A. Setyanto, and E. T. Luthfi, "Algoritma LSTM-CNN untuk Binary Klasifikasi dengan Word2vec pada Media Online," *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 8, no. 1, p. 64, 2021, doi: 10.24076/citec.2021v8i1.264.
- [9] Y. Astari and R. Wahib, "Analisis Sentimen Multi-Class pada Sosial Media menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM)," *J. Linguist. Komputasional*, vol. 4, no. 1, pp. 8–12, 2021, [Online]. Available: <http://inacl.id/journal/index.php/jlk/article/view/43>.
- [10] M. A. Nurrohmah and A. SN, "Sentiment Analysis of Novel Review Using Long Short-Term Memory Method," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, vol. 13, no. 3, p. 209, 2019, doi: 10.22146/ijccs.41236.
- [11] W. Widayat, "Analisis Sentimen Movie Review menggunakan Word2Vec dan metode LSTM Deep Learning," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 3, p. 1018, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i3.3111.
- [12] D. J. M. Pasaribu, K. Kusriani, and S. Sudarmawan, "Peningkatan Akurasi Klasifikasi Sentimen Ulasan Makanan Amazon dengan Bidirectional LSTM dan Bert Embedding," *Inspir. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 10, no. 1, pp. 9–20, 2020, doi: 10.35585/inspir.v10i1.2568.
- [13] J. Nurvania and K. M. Lhaksamana, "Analisis Sentimen Pada Ulasan di TripAdvisor Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (LSTM)," *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 4, pp. 4124–4135, 2021.
- [14] R. Cahyadi, A. Damayanti, and D. Aryadani, "Recurrent Neural Network (RNN) dengan Long Short Term Memory (LSTM) untuk Analisis Sentimen data instagram," *J. Inform. dan Komput.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–9, 2020, [Online]. Available: <https://ejournal.akakom.ac.id/index.php/jiko/article/view/407>.
- [15] C. Naury, D. H. Fudholi, and A. F. Hidayatullah, "Topic Modelling pada Sentimen Terhadap Headline Berita Online Berbahasa Indonesia Menggunakan LDA dan LSTM," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 1, p. 24, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2556.
- [16] A. Srivastava, V. Singh, and G. S. Drall, "Sentiment analysis of twitter data: A hybrid approach," *Int. J. Healthc. Inf. Syst. Informatics*, vol. 14, no. 2, pp. 1–16, 2019, doi: 10.4018/IJHISI.2019040101.
- [17] I. N. F. Astuti, I. Darmawan, and D. Pramesti, "ANALISIS SENTIMEN PADA DATA KUESIONER EVALUASI DOSEN OLEH MAHASISWA (EDOM) PRODI SISTEM INFORMASI TELKOM UNIVERSITY MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT," in *e-Proceeding of Engineering*, 2020, vol. 29, no. 9, p. 7018.
- [18] A. Hanifa, S. A. Fauzan, M. Hikal, and ..., "Perbandingan Metode LSTM dan GRU (RNN) untuk Klasifikasi Berita Palsu Berbahasa Indonesia," *Din. Rekayasa*, vol. 17, no. 1, pp. 33–39, 2021, [Online]. Available: <http://dinarek.unsoed.ac.id/jurnal/index.php/dinarek/article/view/436>.
- [19] A. Hanifa and S. Akbar, "Detection of unstable approaches in flight track with recurrent neural network," in *2018 International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT)*, 2018, pp. 735–740, doi: 10.1109/ICOIACT.2018.8350754.