

Sentimen Analisis Terkait Dengan Penerapan Artificial Intelligence Terhadap Dunia Pendidikan Di Indonesia Menggunakan Deep Learning

Luthfiya Indah Fithriani*¹, Christian Sri Kusuma Aditya¹

*Informatika, Universitas Muhammadiyah Malang

luthfiyaindah023@webmail.umm.ac.id*

Abstrak

Artificial Intelligence memberikan pengaruh besar diberbagai sektor, salah satunya di dunia pendidikan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terkait dengan penerapan artificial intelligence terhadap dunia pendidikan di Indonesia dengan menggunakan pendekatan deep learning. Data dikumpulkan melalui proses crawling dari aplikasi x yang berada di rentang waktu bulan Oktober 2023 hingga November 2024, yang selanjutnya data di proses dan diberi label. Ekstraksi fitur dilakukan dengan menggunakan model word2vec. Selanjutnya pada proses klasifikasi menggunakan dua arsitektur model yaitu Long Short-Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM). Berdasarkan hasil evaluasi, Bi-LSTM menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan model LSTM. Penelitian ini merupakan pengembangan dari penelitian terdahulu, yang dimana penelitian terdahulu memiliki keterbatasan pada jumlah data yang sedikit dan performa model yang belum optimal. Dengan meningkatkan sisi kualitas dan kuantitas data serta penggunaan model yang lebih kompleks, penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih akurat.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, AI dalam Pendidikan, Word2vec, LSTM, Bi-LSTM

Abstract

Artificial Intelligence has a major influence in various sectors, one of wich is in the world of education. This study aims to analyze public sentiment related to the application of artificial intelligence to the world of education in Indonesia using a deep learning approach. Data was collected through a crawling process from application x which was in the time span of October 2023 to November 2024, which was then processed and labeled. Feature extraction was carried out using the word2vec model. Furthermore, in the classification process using two model architectures, namely Long Short-Term Memory (LSTM) and Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM). Based on the evaluation results, Bi-LSTM showed superior performance compared to the LSTM model. This study is a development of previous research, where previous research had a limitations in the small amount of data and suboptimal model performance. By improving the quality and quantity of data and using more complex models, this study is expected to provide a more accurate picture.

Keywords: Sentiment Analysis, AI in Education, Word2vec, LSTM, Bi-LSTM

1. Pendahuluan

Pendidikan merupakan Upaya untuk meningkatkan pemerataan serta potensi belajar agar mencapai mutu pendidikan yang diinginkan [1]. Pendidikan menjadi salah satu pilar kehidupan, karena dengan pendidikan manusia dapat berinteraksi serta menjadikannya pribadi yang lebih baik. Pendidikan di Indonesia saat ini selalu terdapat perubahan kurikulum. Menteri pendidikan melakukan hal tersebut dengan tujuan agar pembelajaran selaras dengan perkembangan saat ini [2]. Meskipun terdapat perubahan-perubahan kurikulum, kualitas pendidikan di Indonesia masih jauh tertinggal dari negara-negara lain [3]. Dengan adanya kemajuan zaman saat ini, peserta didik harus diajarkan pendidikan yang tingkat efektivitasnya seimbang. Karena dengan kualitas pendidikan yang baik, akan melahirkan lulusan yang dapat mengikuti perkembangan zaman [1].

Seiring berkembangnya zaman, dalam dunia pendidikan terdapat berbagai banyak inovasi yang telah dilakukan di Indonesia, salah satunya di era society 5.0 ini. Dimana dengan

perkembangan teknologi yang sedang berkembang, pendidikan di Indonesia telah memanfaatkan perkembangan tersebut yang saat ini dikenal dengan Artificial Intelligence (AI). Artificial Intelligence merupakan kemampuan komputer dalam melakukan tugas yang dimana pergerakan dan tindakannya menirukan perilaku manusia. Dengan adanya Artificial Intelligence manusia sangat terbantuan dalam menganalisis, pengambilan Keputusan, serta memecahkan masalah [4]. Munculnya artificial intelligence pada dunia pendidikan di Indonesia terdapat pro-kontra di masyarakat Indonesia. Salah satu platform tempat masyarakat Indonesia mengungkapkan pendapat tersebut di era yang serba digital ini adalah aplikasi X. Aplikasi X atau dulu dikenal dengan twitter adalah jaringan yang berfungsi untuk berkomunikasi dengan siapapun. Sehingga setiap orang yang memiliki akun X dapat melihat informasi dan berita yang telah disebar [5]. Banyak pengguna yang menyampaikan perasaan, pendapat, dan kritik mereka kedalam aplikasi tersebut, yang dimana adanya fitur tweet, retweet, dan komentar dalam aplikasi tersebut dapat membangun interaksi antara pengguna dengan jangkauan luas, termasuk mentweet tentang penerapan artificial intelligence terhadap dunia pendidikan di Indonesia [6].

Analisis data dengan menggunakan twitter menjadi hal yang sangat diminati oleh peneliti-peneliti, salah satu analisis data tersebut merupakan analisis sentiment. Analisis sentiment merupakan salah satu teknik mengolah bahasa alami, dengan tujuan untuk menganalisis dan memahami opini atau ungkapan perasaan yang terdapat didalam teks. Maka dari itu untuk menganalisis penerapan artificial intelligence terhadap dunia pendidikan di Indonesia, penelitian ini akan menggunakan proses deep learning. Deep learning yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah Long Short-Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM). LSTM merupakan pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN), yang memiliki keunggulan mampu menyimpan informasi urutan dalam data Panjang. Dan Bi-LSTM merupakan pengembangan dari metode LSTM, yang memiliki keunggulan mampu menangani masalah semantic. Kedua metode tersebut digunakan dalam penelitian ini dikarenakan memiliki keunggulan yang baik.

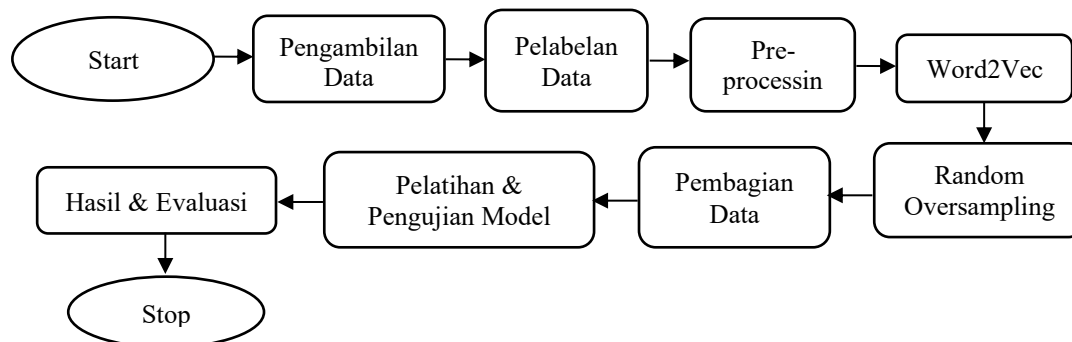
Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan analisis sentimen dampak Artificial Intelligence (AI) untuk pendidikan pada x menggunakan *Naïve Bayes*. Pada penelitian tersebut data yang digunakan berjumlah 327., yang dilakukan dengan menggunakan X harvest untuk crawling data. Dengan menggunakan metode *Naïve Bayes*, akurasi yang didapat dalam penelitian tersebut bernilai 72,73%, precision 77,40%, recall 72,73%, dan f1-score 71,74% [7]. Untuk memperbaiki performa penelitian sebelumnya, maka penelitian ini akan dilakukan sentimen analisis penerapan *artificial intelligence* terhadap dunia pendidikan di Indonesia dengan menggunakan deep learning, yaitu LSTM & Bi-LSTM dengan ekstraksi fitur word2vec. Diharapkan metode ini dapat meningkatkan akurasi, presisi, recall, dan f1-score pada penelitian sebelumnya. Sehingga penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih dalam serta akurat mengenai sentimen analisis terkait dengan penerapan *artificial intelligence* terhadap dunia pendidikan di Indonesia.

2. Metode Penelitian

Berdasarkan gambar 1, alur penelitian ini dilakukan dengan beberapa langkah yang harus dilakukan agar mendapatkan hasil yang akurat dan terprosedur. Langkah pertama dalam penelitian ini adalah pengambilan data dengan menggunakan Teknik *crawling* pada aplikasi x. Adapun kata kunci yang digunakan dalam pemrosesan *crawling* tersebut adalah 'ai pendidikan', 'penerapan ai dalam pendidikan', 'ai dalam pendidikan', '*artificial intelligence* dalam pembelajaran', 'penerapan ai disekolah indonesia', dan 'ai untuk guru'. Dalam proses tersebut, tweet atau cuitan yang diambil berada di rentang waktu bulan Oktober 2023 hingga November 2024 dengan total dataset yang didapat berjumlah 1191. Langkah selanjutnya adalah pelabelan data yang bertujuan untuk mengklasifikasikan data kedalam kategori tertentu [8]. Dalam penelitian ini data dikategorikan kedalam kelas positif, negative, netral, dan *others*.

Kemudian pada tahap ketiga adalah preprocessing yang bertujuan agar data menjadi terstruktur serta mudah untuk diproses pada tahap selanjutnya [9]. Pada tahap ini langkah yang dilakukan adalah data cleaning dengan tujuan untuk memastikan akurasi serta konsistensi pada saat data dari sumber lain digabungkan [10]. Dalam penelitian ini data cleaning yang dilakukan adalah memeriksa *missing value* dan memeriksa data duplikat. Langkah kedua pada tahap preprocessing adalah *text processing* yang bertujuan untuk memproses dokumen teks, yang sebelumnya tidak terstruktur menjadi lebih terstruktur [11]. Dalam penelitian ini langkah *text processing* yang dilakukan terdiri dari:

- 1) *Case Folding* dan *Remove Punctuation*: Proses mengubah semua huruf kapital yang ada pada teks menjadi huruf kecil, serta *remove punctuation* merupakan proses menghapus semua karakter special dan tanda baca yang ada pada teks.
- 2) *Tokenization*: Proses mengubah kalimat pada data menjadi suatu unit kata. Sehingga kalimat atau frasa yang ada pada kalimat dibagi menjadi unit kecil [10].
- 3) *Stopword*: Proses menghapus noise dalam teks. Yaitu menghapus kata-kata yang tidak ada didalam daftar *stopword list* sastrawi, seperti “yang”, “di”, “ke” [12].
- 4) *Stemming*: Proses menghilangkan atau menghapus imbuhan yang ada pada kata, baik diawal (*prefix*), tengah (*infix*), ataupun akhir (*suffix*). Dengan tujuan agar makna dari teks masih bisa dipertahankan [12].



Gambar 1. Alur Penelitian

Hasil tahap *text processing* data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Text Processing

	Sebelum	Sesudah
Case Folding & Remove Punctuation	... anak-anak Indonesia harus terus tingkatkan prestasi melalui pendidikan dari tingkat dasar hingga tinggi begitu juga dengan penyediaan makanan gratis bagi anak-anak sekolah terus mengembangkan dan meningkatkan dengan teknologi digital termasuk AI	anak anak indonesia harus terus tingkatkan prestasi melalui pendidikan dari tingkat dasar hingga tinggi begitu juga dengan penyediaan makanan gratis bagi anak anak sekolah terus mengembangkan dan meningkatkan dengan teknologi digital termasuk ai
Tokenization	anak anak indonesia harus terus tingkatkan prestasi melalui pendidikan dari tingkat dasar hingga tinggi begitu juga dengan penyediaan makanan gratis bagi anak anak sekolah terus mengembangkan dan meningkatkan dengan teknologi digital termasuk ai	['anak', 'anak', 'indonesia', 'harus', 'terus', 'tingkatkan', 'prestasi', 'melalui', 'pendidikan', 'dari', 'tingkat', 'dasar', 'hingga', 'tinggi', 'begitu', 'juga', 'dengan', 'penyediaan', 'makanan', 'gratis', 'bagi', 'anak', 'anak', 'sekolah', 'terus', '20', 'mengembangkan', 'dan', 'meningkatkan', 'dengan', 'teknologi', 'digital', 'termasuk', 'ai']
Stopword	['anak', 'anak', 'indonesia', 'harus', 'terus', 'tingkatkan', 'prestasi', 'melalui', 'pendidikan', 'dari', 'tingkat', 'dasar', 'hingga', 'tinggi',	['anak', 'anak', 'indonesia', 'tingkatkan', 'prestasi', 'pendidikan', 'tingkat', 'dasar', 'penyediaan', 'makanan', 'gratis', 'anak', 'anak',

	Sebelum	Sesudah
	'begitu', 'juga', 'dengan', 'penyediaan', 'makanan', 'gratis', 'bagi', 'anak', 'anak', 'sekolah', 'terus', 20 'mengembangkan', 'dan', 'meningkatkan', 'dengan', 'teknologi', 'digital', 'termasuk', 'ai']	'sekolah', 'mengembangkan', 'meningkatkan', 'teknologi', 'digital', 'ai']
Stemming	['anak', 'anak', 'indonesia', 'tingkatkan', 'prestasi', 'pendidikan', 'tingkat', 'dasar', 'penyediaan', 'makanan', 'gratis', 'anak', 'anak', 'sekolah', 'mengembangkan', 'meningkatkan', 'teknologi', 'digital', 'ai']	['anak', 'anak', 'indonesia', 'tingkat', 'prestasi', 'didik', 'tingkat', 'dasar', 'sedia', 'makan', 'gratis', 'anak', 'anak', 'sekolah', 'kembang', 'tingkat', 'teknologi', 'digital', 'ai']

Setelah melalui tahapan preprocessing, langkah selanjutnya adalah word2vec yang bertujuan untuk mempresentasikan kata kedalam vektor yang dimana makna semantic yang dibawa berasal dari kata tersebut [13]. Untuk memahami semantic yang mirip, word2vec melakukan evaluasi dari kosinus yang mirip antar vektor kata [14]. Sehingga distribusi dari vektor diubah menjadi numerik serta dapat memprediksi dengan akurat berdasarkan riwayat kemunculan arti kata tersebut. Formula dari word2vec dapat dilihat pada Persamaan 1 [15].

$$V_{sentence}(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_{wi} \quad (1)$$

Selanjutnya ke tahap random oversampling yang bertujuan untuk menyeimbangkan distribusi data pada setiap kelas. Karena apabila dsitribusi setiap kelas tidak seimbang, performa model terhadap kelas yang minoritas tidak maksimal atau menurun dibandingkan dengan kelas mayoritas. Random oversampling bekerja dengan cara sampel yang berada di kelas minoritas diulang secara acak, sehingga distribusi kelas minoritas sama dengan distribusi kelas mayoritas [16]. Setelah dilakukan random oversampling, data dibagi dengan rasio pembagian 80:20, dimana 80 merupakan data train dan 20 data test. Setelah pembagian data, data dilatih dan diuji dengan menggunakan model LSTM dan Bi-LSTM dan kemudian pada tahap terakhir model di evaluasi dengan melihat hasil *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*.

3. Hasil Penelitian dan Pembahasan

3.1 Hasil Visualisasi WordCloud

Hasil visualisasi wordcloud dilakukan setelah melalui tahap data cleaning dan teks processing. Dari tahapan data cleaning yang telah dilakukan terdapat 130 data duplikat, sehingga jumlah data menjadi 1061.



Gambar 2. Visualisasi Wordcloud

Berdasarkan visualisasi wordcloud dapat dilihat 3 kata yang disorot untuk kelas positif, yaitu 'ai', 'didik', 'ajar'. Munculnya kata 'ai' menggambarkan bahwa di era yang serba digital ini, *artificial intelligence* sering digunakan terutama pada dunia pendidikan. Selanjutnya untuk kata 'didik' merupakan kata yang telah melalui tahap preprocessing, yang dimana kata asli dari pendidikan. kata tersebut muncul karena pendidikan sangat penting dalam kehidupan apalagi setelah munculnya *artificial intelligence*, karena dengan munculnya AI proses dalam pendidikan di Indonesia ini sangat terbantuan. Kata ketiga yaitu 'ajar' menggambarkan bahwa setelah munculnya *artificial intelligence* di dunia pendidikan Indonesia terdapat perubahan terhadap proses pembelajarannya.

Selanjutnya berdasarkan visualisasi wordcloud pada kelas negatif, 3 kata yang sering muncul adalah 'karakter', 'guru', 'direplikasi'. Kata 'karakter' menggambarkan kekhawatiran bahwasannya *artificial intelligence* dapat melemahkan pembentukan karakter siswa. Selanjutnya kata 'guru' menggambarkan bahwasannya peran guru tetap penting dalam dunia pendidikan di Indonesia, karena guru tetaplah tenaga pendidik yang tidak dapat digantikan oleh siapapun apalagi *artificial intelligence*. Kata 'direplikasi' menggambarkan bahwasannya apabila *artificial intelligence* tidak digunakan dengan baik dalam kegiatan akademik maka akan berdampak untuk siswa, yang dimana siswa hanya dapat menyalin jawaban tanpa mengetahui materinya secara mendalam.

Pada kelas netral 3 kata yang sering muncul yaitu 'teknologi', 'dunia', 'cerdas'. Kata 'teknologi' menggambarkan bahwasannya teknologi *artificial intelligence* ini tidak dapat dilepaskan demi kemajuan pendidikan ataupun yang lainnya. Kata 'dunia' menggambarkan bahwasannya penggunaan *artificial intelligence* di dunia pendidikan Indonesia saat ini harus beradaptasi terlebih dahulu seperti negara-negara lain. Kata 'cerdas' merupakan kat ahasil preprocessing dari kata kecerdasan yang teragbung dengan kata buatan, sehingga kata aslinya adalah kecerdasan buatan atau *artificial intelligence* itu sendiri. Yang dimana kata tersebut menggambarkan bahwa *artificial intelligence* dapat menyelesaikan tugas-tugas yang diberikan oleh manusia secara kompleks, sehingga dengan adanya AI dunia pendidikan Indonesia menjadi efektif dan efisien.

Pada kelas *others* 3 kata yang sering muncul yaitu 'anak', 'orang', 'sekolah'. Kata 'anak' menggambarkan bahwasannya meskipun terbantuan dengan hadirnya *artificial intelligence*, pendidikan tetap harus berfokus dengan perkembangan karakter dan kreativitas anak. Selanjutnya kata 'orang' menggambarkan bahwa munculnya *artificial intelligence* tidak hanya membantu tenaga pendidik ataupun siswa saja, melainkan seluruh kalangan masyarakat. Kata 'sekolah' menggambarkan bahwa sekolah harus mempersiapkan dalam menerima perkembangan teknologi saat ini.

3.2 Hasil dan Evaluasi Model

3.2.1 Word2vec

Dalam penelitian ini word2vec digunakan sebagai ekstraksi fitur dari data yang didapat dan sudah di preprocessing menjadi representasi vektor numerik. Hasil dari representasi tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.

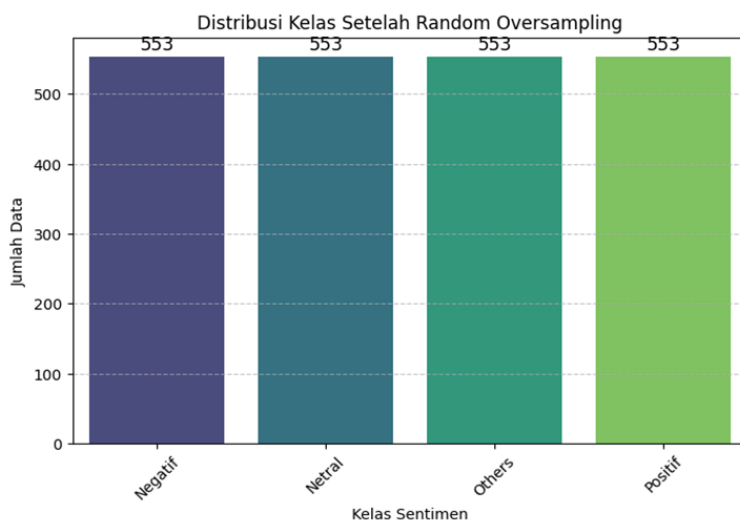
```
Kalimat ke-4: konteks haedar paham agama sempit halang orang dekat agama kerja kerja didik dorong pikir kritis inovatif teknologi ai
Representasi vektor Word2Vec (rata-rata):
[-0.10341875  0.24098082  0.153196  0.00563745  0.00301736  -0.28776094
 0.11134477  0.2683882  -0.21795067  -0.12387604  -0.06721157  -0.3845119
-0.1876385  0.12796234  0.11387832  -0.20315155  -0.09555273  -0.25972933
 0.01755285  -0.21548605  0.17959002  0.1282381  0.14293596  -0.0816822
-0.11521918  0.1396067  -0.07667997  -0.13304971  -0.21483219  0.07270568
 0.18806109  -0.11081296  0.12782799  -0.1231828  0.00963052  0.00936956
 0.0871902  -0.11127514  -0.08557668  -0.25754897  -0.00072937  -0.11457172
-0.16292225  0.02059096  0.026104  -0.00364662  -0.07538217  -0.00715023
 0.00892741  0.09624968  0.05948729  -0.00912009  -0.08286521  0.1321386
-0.02573504  0.20685098  0.19911113  -0.05639626  -0.08837333  -0.03067974
-0.09966133  0.12176598  -0.15798676  -0.07972021  -0.13475186  0.103546
-0.02150433  0.09427438  -0.18049446  0.14431977  -0.182992  0.01809348
 0.09386698  0.08595698  0.21264863  0.08783818  -0.08166687  0.01940143
-0.23191509  -0.06504581  -0.10915679  0.01054137  0.05191217  0.13526772
-0.07121053  -0.02287802  -0.07658847  0.16042016  0.1120759  -0.04279426
 0.08908817  0.0417634  -0.08276063  -0.05803556  0.21543775  0.12113357
 0.07412172  -0.14093001  0.03880819  0.00928347]
```

Gambar 3. Hasil Representasi Word2vec

3.2.2 Random Oversampling

Dalam penelitian ini random oversampling digunakan untuk menyeimbangkan distribusi setiap kelas, dimana distribusi setiap kelas sebelum dilakukan random oversampling berjumlah

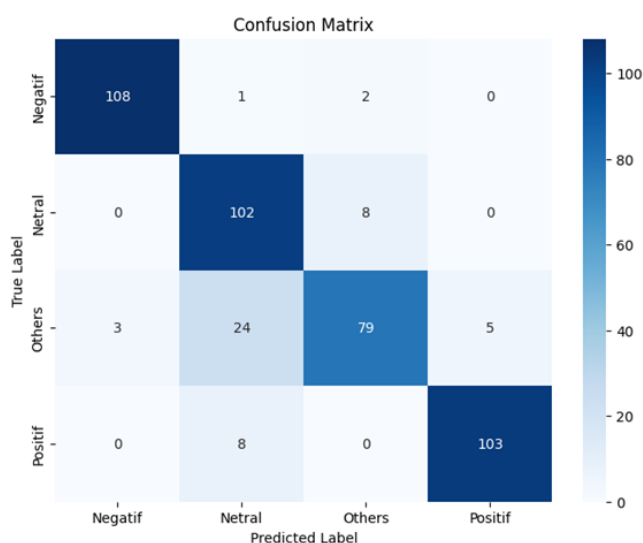
553 kelas *others*, 310 kelas netral, 136 kelas positif, dan 62 kelas negatif. Setelah dilakukan random oversampling, distribusi setiap kelas menjadi seimbang yaitu 553 data pada setiap kelas, hal tersebut didapat karena random oversampling melakukan penggandaan sampel data dari kelas minoritas sampai jumlah distribusi kelas minoritas seimbang dengan distribusi kelas mayoritas. Adapun hasil dari distribusi kelas setelah dilakukan random oversampling dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Distribusi Setiap Kelas Setelah Random Oversampling

3.2.3 Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan turunan dari jaringan saraf rekurens (RNN) dengan fitur tambahan yaitu cell state atau state sel. LSTM memiliki keunggulan kemampuan dalam menyimpan informasi urutan data yang panjang, seperti data teks [17]. LSTM memiliki tiga gate, yaitu *forget gate* yang memiliki tugas untuk memberi informasi dari proses eliminasi cell yang menggunakan aktivasi softmax yang mengaktifkan dengan menggunakan fungsi relu. Selanjutnya *input gate* memiliki tugas sebagai penerus informasi dari optimasi yang digunakan dengan melakukan pembaharuan dan tanh layer. Kemudian untuk gate ketiga yaitu *output gate* yang memiliki tugas sebagai pemaparan isi sel yang ada pada memori pada saat proses output LSTM [18]. Dalam penelitian ini LSTM digunakan sebagai model untuk memproses sequential data. Hasil evaluasi performa model LSTM ini dapat dilihat pada Gambar 5.



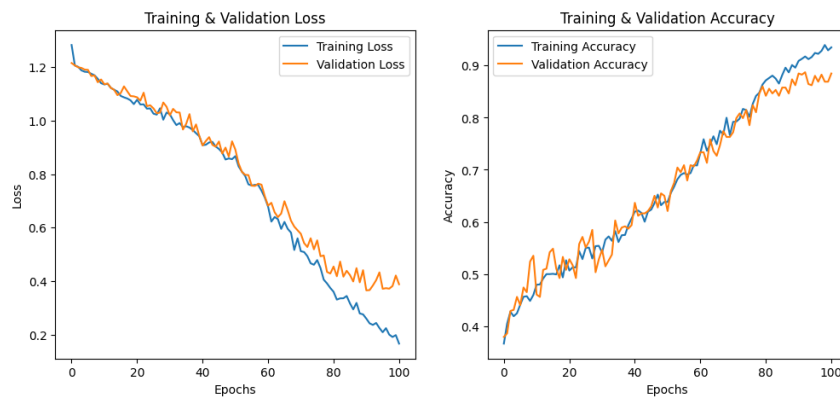
Gambar 5. Confusion Matrix LSTM

Dari Gambar 5, performa hasil evaluasi model dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Confusion Matrix

Metrik	Negatif	Netral	Others	Positif
Precision	$\frac{108}{108+3} = 0.973$	$\frac{102}{102+33} = 0.756$	$\frac{79}{79+10} = 0.888$	$\frac{103}{103+5} = 0.954$
Recall	$\frac{108}{108+3} = 0.973$	$\frac{102}{102+8} = 0.927$	$\frac{79}{79+32} = 0.712$	$\frac{103}{103+8} = 0.928$
F1-score	$2 \times \frac{0.973 \times 0.973}{0.973 + 0.973} = 0.973$	$2 \times \frac{0.756 \times 0.927}{0.756 + 0.927} = 0.833$	$2 \times \frac{0.888 \times 0.712}{0.888 + 0.712} = 0.789$	$2 \times \frac{0.954 \times 0.928}{0.954 + 0.928} = 0.941$
Akurasi	$\frac{392}{443} = 88.49\%$			

Adapun grafik dari performa model LSTM selama proses pelatihan dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Grafik LSTM

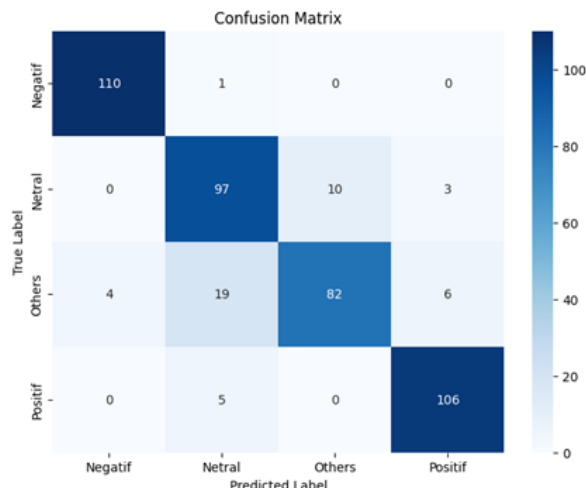
Gambar 6 menjelaskan bahwasannya grafik loss menunjukkan penurunan secara konsisten, sehingga hal tersebut menandakan bahwa proses model dalam melakukan pelatihan sudah berjalan dengan baik. Selanjutnya untuk grafik *accuracy* menunjukkan kenaikan secara bertahap dan stabil, sehingga model tidak hanya menghafal pola data latih saja tetapi keseluruhan. Dari grafik tersebut menunjukkan *training accuracy* 94%, *validation accuracy* 88%, *training loss* 0.17, dan *validation loss* 0.41.

3.2.4 Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM)

Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) merupakan perkembangan dari model LSTM. Dalam penelitian ini Bi-LSTM digunakan untuk memproses data sekuensial dari dua arah yaitu maju (*forward*) mulai dari kata pertama menuju ke kata terakhir, lapisan ini dikenal dengan lapisan bawah dan mundur (*backward*) mulai dari kata pertama menuju ke kata terakhir, lapisan ini dikenal dengan lapisan atas [19]. Dari kedua lapisan tersebut, selanjutnya digabung agar menghasilkan representasi akhir. Dalam proses Bi-LSTM, hasil dari *forward* dan *backward* akan terhubung dengan LSTM melalui hidden layer. Dan proses tersebut dapat dilihat pada Persamaan 2 [20].

$$y_t = W \rightarrow_{hy} \vec{h}_t + W \leftarrow_{hy} \overleftarrow{h}_t \quad (2)$$

Hasil evaluasi performa model Bi-LSTM dapat dilihat pada Gambar 7.



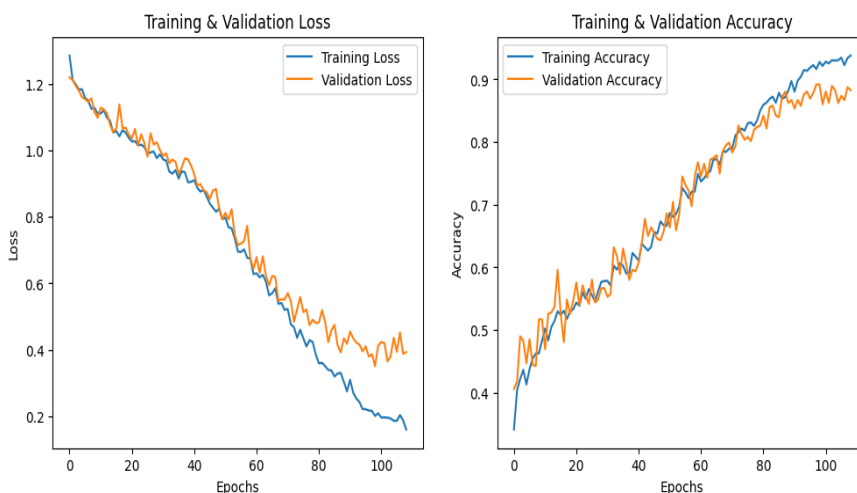
Gambar 7. Confusion Matrix Bi-LSTM

Dari Gambar 7 dapat dilihat performa hasil evaluasi model dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Confusion Matrix Bi-LSTM

Metrik	Negatif	Netral	Others	Positif
Precision	$\frac{110}{110 + 4} = 0.965$	$\frac{97}{97 + 25} = 0.795$	$\frac{82}{82 + 10} = 0.891$	$\frac{106}{106 + 9} = 0.922$
Recall	$\frac{110}{110 + 1} = 0.991$	$\frac{97}{97 + 13} = 0.882$	$\frac{82}{82 + 29} = 0.739$	$\frac{106}{106 + 5} = 0.956$
F1-score	$2 \times \frac{0.965 \times 0.991}{0.965 + 0.991} = 0.978$	$2 \times \frac{0.795 \times 0.882}{0.795 + 0.882} = 0.836$	$2 \times \frac{0.891 \times 0.739}{0.891 + 0.739} = 0.808$	$2 \times \frac{0.922 \times 0.956}{0.922 + 0.956} = 0.938$
Akurasi	$\frac{395}{443} = 89\%$			

Adapun grafik dari performa model Bi-LSTM selama proses pelatihan dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Grafik Bi-LSTM

Gambar 8 menunjukkan bahwa grafik loss mengalami penurunan secara konsisten seiring bertambahnya epoch. Serta grafik accuracy menunjukkan peningkatan yang sangat stabil. Dari

grafik tersebut menunjukkan *training accuracy* terbaik mencapai 93%, *validation accuracy* 89%, *training loss* 0.17, dan *validation loss* 0.40.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan word2vec bisa dimanfaatkan sebagai *input* untuk model LSTM dan Bi-LSTM, karena word2vec berhasil mengubah data teks menjadi representasi vektor yang lebih bermakna. Dimana word2vec dilatih dengan menggunakan data hasil crawling dari aplikasi x dengan topik tentang penerapan *artificial intelligence* terhadap dunia pendidikan di Indonesia, yang sebelumnya telah melewati tahapan *preprocessing*. Model LSTM dengan menggunakan input dari word2vec menunjukkan performa yang baik dan mampu mencapai akurasi sebesar 88,9% dengan menghasilkan nilai precision, recall, dan f1-score yang relative stabil khususnya pada kelas negatif dan positif. Selanjutnya model Bi-LSTM dengan menggunakan input dari word2vec menunjukkan hasil yang lebih tinggi dibandingkan dengan model LSTM. Karena Bi-LSTM mampu memahami konteks kalimat lebih menyeluruh dengan melakukan pemrosesan informasi dari dua arah, sehingga berpengaruh pada peningkatan akurasi serta kualitas prediksi. Adapun akurasi yang didapat dari model Bi-LSTM sebesar 89%, serta Bi-LSTM menunjukkan kestabilan metrik evaluasi yang baik dengan seimbangannya antar kelas. Hal tersebut menunjukkan bahwa Bi-LSTM konsisten dalam memprediksi masing masing kelas atau label.

5. Daftar Notasi

$V_{sentence}(w)$ = Vektor representasi sebuah kalimat
 n = Jumlah total kata dalam kalimat

$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_{wi}$ = Operasi rata-rata, mengambil jumlah semua vector kata dalam kalimat dan membaginya dengan jumlah kata (n)

y_t = *Output gate* dari lstm arah depan (*forward*) dan belakang (*backward*)

$W \rightarrow_{hy}$ = Bobot dari *forward*

\vec{h}_t = Nilai *output forward*

$W \leftarrow_{hy}$ = Bobot dari *backward*

\overleftarrow{h}_t = Nilai *output backward*

Referensi

- [1] L. E. Wahyudi *et al.*, "Mengukur kualitas pendidikan di Indonesia," *Ma'arif J. Educ. Madrasah Innov. Aswaja Stud.*, vol. 1, no. 1, hal. 18–22, 2022, doi: 10.69966/mjemias.v1i1.3.
- [2] E. N. A. A. , M. A. , M. , S. F. N. F. , P. Benedicta Dwi Adventyana1, "4980-Article Text-13329-1-10-20240109," *J. Educ.*, vol. volume 6, no. Pendidikan, hal. 1–9, 2024.
- [3] Setiawati, Fenti, "Dampak Kebijakan Perubahan Kurikulum terhadap Pembelajaran di Sekolah," *Jurnal Manajemen Pendidikan Islam (JMPI)*, vol. 07, no. 1, 2022.
- [4] Jaelani, E. N. Hidayat, dan Febryantahanuji, "Dampak Penerapan Kecerdasan Buatan (AI) Untuk Manajemen Kurikulum Pendidikan Tinggi Di Jawa Tengah," *Imsiah Ekon. Dan Bisnis*, vol. 17, no. 1, hal. 339–352, 2024.
- [5] A. L. Efendi, A. Fadilla, A. C. Khoirunnisa, G. N. Bakry, dan N. Aristi, "Analisis Jaringan Komunikasi #Pilpres2024 Pada Platform Twitter," *WACANA J. Ilm. Ilmu Komun.*, vol. 22, no. 2, hal. 219–232, 2023, doi: 10.32509/wacana.v22i2.2976.
- [6] Rahmania Mustaqilillah, Okky Widyaningtyas, dan Tri Wantoro, "Efektivitas Penggunaan Twitter Sebagai Sarana Peningkatan Berpikir Kritis Mahasiswa Ilmu Komunikasi," *MUKASI J. Ilmu Komun.*, vol. 2, no. 1, hal. 18–28, 2023, doi: 10.54259/mukasi.v2i1.1346.
- [7] N. Nurdin, L. Jama, T. Z. Magnus, R. Priskila, dan V. H. Pranatawijaya, "Analisis Sentimen Dampak Artificial Intelligence (AI) Untuk Pendidikan Pada X Menggunakan Naïve Bayes," *J. Inform. Upgris*, vol. 10, no. 1, hal. 15–19, 2024, doi: 10.26877/jiu.v10i1.18867.
- [8] P. A. Telnoni, "Pelabelan Data Dengan Latent Dirichlet Allocation dan K-Means Clustering pada Data Twitter Menggunakan Bahasa Indonesia," *J. Elektro dan Telekomun. Terap.*, vol. 7, no. 2, hal. 885, 2021, [Daring]. Tersedia pada: <http://journals.telkomuniversity.ac.id/jett/article/view/3442>

- [9] K. Rahayu, V. Fitria, D. Septhya, R. Rahmaddeni, dan L. Efrizoni, "Klasifikasi Teks untuk Mendeteksi Depresi dan Kecemasan pada Pengguna Twitter Berbasis Machine Learning," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 2, hal. 108–114, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.780.
- [10] K. M. G. . Karunarathna dan R. A. H. . Rupasingha, "Learning to Use Normalization Techniques for Preprocessing and Classification of Text Documents," *Int. J. Multidiscip. Stud.*, vol. 9, no. li, hal. 69–81, 2022.
- [11] I. T. Julianto, "Analisis Sentimen Terhadap Sistem Informasi Akademik Institut Teknologi Garut," *J. Algoritm.*, vol. 19, no. 1, hal. 449–456, 2022, doi: 10.33364/algoritma/v.19-1.1112.
- [12] S. Khomsah dan A. S. Aribowo, "Model Text-Preprocessing Komentar Youtube Dalam Bahasa Indonesia," *J. Resti*, vol. 1, no. 3, hal. 648–654, 2017.
- [13] A. Nurdin, B. Anggo Seno Aji, A. Bustamin, dan Z. Abidin, "Perbandingan Kinerja Word Embedding Word2Vec, Glove, Dan Fasttext Pada Klasifikasi Teks," *J. Tekno Kompak*, vol. 14, no. 2, hal. 74, 2020, doi: 10.33365/jtk.v14i2.732.
- [14] K. A. I. Menggunakan *et al.*, "ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA ACCESS BY," vol. 12, no. 3, 2024.
- [15] F. M. R. T. D. Budiman Irwan, "2517-5933-1-Pb," *Stud. Ekstraksi Fitur Berbas. Vektor Word2Vec pada Pembentukan Fitur Berdimensi Rendah*, vol. 1, no. 1, hal. 62–69, 2020.
- [16] R. Aryanti, T. Misriati, dan R. Hidayat, "Klasifikasi Risiko Kesehatan Ibu Hamil Menggunakan Random Oversampling Untuk Mengatasi Ketidakseimbangan Data," *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 3, no. 5, hal. 409–416, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://djournals.com/klik>
- [17] A. R. Isnain, H. Sulistiani, B. M. Hurohman, A. Nurkholis, dan S. Styawati, "Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 8, no. 2, hal. 299, 2022, doi: 10.26418/jp.v8i2.54704.
- [18] P. A. Riyantoko, T. M. Fahrudin, K. M. Hindrayani, dan E. M. Safitri, "Analisis Prediksi Harga Saham Sektor Perbankan Menggunakan Algoritma Long-Short Terms Memory (Lstm)," *Semin. Nas. Inform.*, vol. 1, no. 1, hal. 427–435, 2020.
- [19] Y. V. Aritonang, D. P. Napitupulu, M. H. Sinaga, dan J. Amalia, "Pengaruh Hyperparameter pada Fasttext terhadap Performa Model Deteksi Sarkasme Berbasis Bi-LSTM," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 3, hal. 2612–2625, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i3.1331.
- [20] M. G. Rizky, "Analisis Perbandingan Metode LSTM dan Bi-LSTM untuk Klasifikasi Sinyal Jantung PHONOCARDIOGRAM," *J. JCONES*, vol. 10, no. 2, hal. 44–49, 2021, [Daring]. Tersedia pada: <https://jurnal.dinamika.ac.id/index.php/jccone/article/view/3907>