

Optimalisasi Kinerja Klasifikasi Teks Berdasarkan Analisis Berbasis Aspek dan Model Hybrid Deep Learning

Salsabila Rabbani¹, Agustin², Susandri³, Rahmiati⁴, M. Khairul Anam⁵

2010031802104@sar.ac.id, agustin@stmik-amik-riau.ac.id, susandri@stmik-amikriau.ac.id, rahmiati@sar.ac.id, khairulanam@stmik-amik-riau.ac.id

^{1,2,3,4}Universitas Sains dan Teknologi Indonesia

⁵Universitas Samudra Indonesia

Informasi Artikel

Diterima : 16 Mei 2024

Direview : 23 Mei 2024

Disetujui : 30 Jun 2024

Kata Kunci

Analisis berbasis aspek, CNN-LSTM, Deep learning, Klasifikasi teks, Palestina-Israel

Abstrak

Konflik antara Palestina dan Israel telah menimbulkan perdebatan dan reaksi yang kuat di media sosial, termasuk di Indonesia. Persepsi publik terhadap berbagai aspek tentunya penting untuk mengidentifikasi isu-isu dalam konflik Palestina-Israel. Namun, proses klasifikasi aspek-aspek konflik Palestina-Israel secara manual membutuhkan sumber daya manusia dan waktu yang lama. Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi pandangan masyarakat Indonesia terhadap konflik Palestina-Israel melalui analisis sentimen berdasarkan aspek Wilayah, Agama, Politik, dan Sejarah. Dengan menggunakan teknologi deep learning, khususnya model kombinasi *Convolutional Neural Networks* dengan *Long Short-Term Memory* (CNN-LSTM), penelitian ini menganalisis data opini dan pandangan yang dikumpulkan dari platform media sosial X (Twitter). Penelitian ini menunjukkan hasil dari dataset yang diperoleh bahwa aspek Politik lebih mendominasi dibandingkan aspek lainnya. Hasil evaluasi model memperoleh nilai akurasi masing-masing sebesar 96% yang mengindikasikan kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna X terhadap konflik Palestina-Israel mencapai tingkat keberhasilan yang tinggi.

Keywords

Aspect-based analysis, CNN-LSTM, Deep learning, Palestine-Israel, Text classification

Abstract

The conflict between Palestine and Israel has generated strong debates and reactions on social media, including in Indonesia. Public perception of various aspects is certainly important to identify issues in the Palestinian-Israeli conflict. However, the process of manually classifying aspects of the Palestinian-Israeli conflict requires human resources and considerable time. This research aims to explore the views of Indonesians on the Palestinian-Israeli conflict through sentiment analysis based on aspects of Territory, Religion, Politics, and History. Using deep learning technology, specifically a combination model of Convolutional Neural Networks with Long Short-Term Memory (CNN-LSTM), this research analyzes opinion and views data collected from X social media platform (Twitter). This research shows the results of the dataset obtained that the Political aspect dominates more than other aspects. The model evaluation results obtained an accuracy value of 96%, which indicates that the model's ability to classify X users' sentiments towards the Palestinian-Israeli conflict achieved a high level of success.

A. Pendahuluan

Konflik Palestina-Israel adalah perselisihan panjang antara dua kelompok yang mengklaim hak atas tanah yang sama di Timur Tengah hingga kini [1]. Konflik Palestina-Israel memiliki akar yang kompleks dan beragam, salah satunya adalah Deklarasi Balfour pada tahun 1917. Deklarasi ini menandai komitmen kuat dari kekuatan besar untuk mendukung Zionisme, yang memiliki dampak jangka panjang pada perjuangan Palestina [2]. Sejak 7 Oktober 2023 hingga 10 November 2023 terjadi peningkatan jumlah korban jiwa warga Palestina sebesar 11.078 orang, sedangkan warga Israel terdapat 1.162 korban jiwa yang terbunuh akibat konflik ini [3].

Hal ini mengundang berbagai macam reaksi pengguna media sosial Indonesia, terutama media sosial X (Twitter) yang menjadi wadah penting bagi masyarakat Indonesia untuk menyuarakan pendapat mereka terhadap konflik ini. Kebutuhan akan pemahaman yang lebih mendalam atas opini-opini ini membuka jalan bagi pendekatan baru yang berfokus pada analisis sentimen terkait fitur spesifik, sehingga melahirkan bidang analisis sentimen berbasis aspek (*Aspect-Based Sentiment Analysis / ABSA*) [4]. Merujuk pada penelitian [5], penelitian ini akan membagi 4 aspek pada konflik Palestina-Israel yaitu, wilayah, agama, politik, dan sejarah. Klasifikasi aspek konflik Palestina-Israel secara manual harus dilakukan oleh manusia sehingga memiliki keterbatasan waktu dan tenaga yang lebih. Hal ini karena klasifikasi harus dilakukan ulang setiap kali ada data baru yang muncul. Oleh karena itu, pemanfaatan *Deep Learning* dalam klasifikasi sentimen aspek diharapkan dapat mengatasi masalah-masalah tersebut.

Deep learning adalah teknik pembelajaran mesin yang dapat digunakan untuk mempelajari pola kompleks dari data yang besar [6]. Model *deep learning* dapat mempelajari pola dari data yang besar dan kompleks, yang dapat membantu mereka untuk membuat prediksi atau keputusan yang lebih akurat [7]. CNN (*Convolutional Neural Network*) adalah model *deep learning* yang dapat mengekstrak fitur, seperti kata-kata atau frasa yang sering muncul bersama-sama [8]. Penelitian klasifikasi teks tiga data *Movie Review* (MR) [9] menggunakan model CNN mendapatkan hasil akurasi 81%.

LSTM (*Long Short-Term Memory*) adalah model *deep learning* yang dapat memproses data masukan secara temporal, sehingga dapat membantu model untuk memahami konteks dari teks [10]. Penelitian [11] terkait klasifikasi sentimen COVID-19 mendapatkan hasil akurasi sebesar 81%. Namun, CNN rentan terhadap *overfitting*, terutama dengan data pelatihan terbatas. Meskipun mampu menangani dependensi jangka panjang, LSTM kemungkinan mengalami kesulitan menangani variasi konteks yang besar.

Penelitian terdahulu dalam evaluasi *takeaway* menggunakan data ulasan dari sebuah platform *take-away* hasil eksperimen menunjukkan bahwa menggunakan akurasi model *Convolutional Neural Networks with Long Short-Term Memory* (CNN-LSTM) adalah yang tertinggi, dengan presisi, *recall*, dan F1 masing-masing 0,937, 0,896, dan 0,906 [12]. Jurnal lain yaitu [13] dalam klasifikasi analisis sentimen menggunakan kombinasi CNN-LSTM dengan bahasa Urdu Romawi dan bahasa Inggris menunjukkan bahwa model ini berkinerja sangat baik dalam bahasa Inggris, dengan akurasi, presisi, *recall*, dan nilai F1 masing-masing sebesar 0,904, 0,895, 0,903, dan 0,898, serta bahasa Urdu Romawi sebesar 0,841, 0,850, 0,840, dan 0,844.

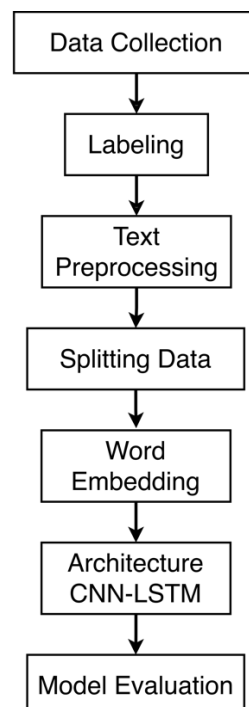
Penelitian [14] dalam analisis sentimen *Movie* didapatkan kinerja model CNN-LSTM sebesar 90.33%. Dengan temuan-temuan positif tersebut, peneliti memutuskan untuk mengadopsi CNN-LSTM sebagai model dalam penelitian ini.

Penelitian ini melibatkan tahap pengumpulan data dari platform media X, yang berisi opini dan pandangan terkait konflik Palestina-Israel. Data yang terkumpul akan dilakukan pelabelan secara manual dan *preprocessing text* terlebih dahulu lalu dianalisis menggunakan arsitektur *deep learning* dari *Convolutional Neural Networks* dan Long Short-Term Memory (CNN-LSTM).

Metode ini memungkinkan pemilahan sentimen berbasis aspek, seperti wilayah, agama, politik, dan sejarah, sehingga dapat memberikan gambaran mendalam tentang bagaimana masyarakat Indonesia memandang konflik tersebut dari berbagai perspektif. Evaluasi ini akan mencakup parameter-parameter seperti akurasi dan ketepatan dengan harapan menghasilkan pemahaman yang lebih mendalam dan kontekstual terhadap sentimen masyarakat Indonesia terkait konflik Palestina-Israel

B. Metode Penelitian

Metode penelitian merupakan teknik yang disusun oleh peneliti dalam mengumpulkan data atau informasi penelitian yang sesuai subjek atau objek yang diteliti, dengan adanya data-data tersebut diharapkan mendapatkan hasil yang berkualitas. Berikut merupakan tahapan penelitian yang digunakan:



Gambar 1. Metode penelitian

1. Data Collection

Tahap *data collection* (pengumpulan data) digunakan untuk mengumpulkan data ulasan pengguna X dengan menggunakan bantuan aplikasi *Drone Emprit Academic* (DEA) [15]. Data yang diambil menggunakan kata kunci “Palestina” dan

“Israel”. Dataset yang telah terkumpulkan sebanyak 40.000 data *tweet* dari seluruh bahasa. Selanjutnya, dataset tersebut akan diambil hanya *tweet* bahasa Indonesia dan didapatkan sebanyak 1.371 data *tweet* berbahasa Indonesia.

2. *Labeling*

Tahapan ini, hasil dari pengumpulan data menggunakan aplikasi *Drone Emprit Academic* (DEA). Selanjutnya hasil dari pengumpulan data akan dilakukan pelabelan secara manual oleh pakar hukum dan psikologi berdasarkan 4 aspek/kategori yaitu, “Sejarah”, “Politik”, “Agama”, dan “Wilayah”. Setelah dilakukannya pelabelan terdapat sebanyak 995 *tweet* yang sesuai dengan kategori untuk dapat dilakukan proses selanjutnya.

3. *Text Preprocessing*

Tahap selanjutnya yaitu proses *text preprocessing* guna proses klasifikasi sentimen dapat berjalan dengan baik. *Text preprocessing* digunakan untuk menghasilkan sentimen yang benar untuk pengambilan keputusan yang efektif [16]. Dalam penelitian ini dilakukan 5 tahapan preprocessing yaitu *case folding*, *cleansing*, *stopword removal*, *stemming*, dan *tokenization*.

1. *Case folding*, yaitu mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil.
2. *Cleansing* yaitu membersihkan teks dari karakter atau elemen yang mencakup penghapusan tautan, karakter khusus, atau elemen teks lainnya yang tidak memberikan informasi berharga [17].
3. *Stopword removal* yaitu menghapus kata-kata yang tidak memiliki arti dalam teks yang sesuai dengan KBBI [18]. Contohnya seperti “dan”, “atau”, “yang”, dan sebagainya.
4. *Stemming* yaitu mengubah kata menjadi bentuk dasarnya dengan menghilangkan imbuhan seperti awalan dan akhiran sehingga hanya menyisakan akar kata atau kata dasar.
5. *Tokenization* yaitu mengubah teks yang awalnya berupa kalimat menjadi bagian-bagian kecil berupa kata-kata [19]. Contohnya “Palestina merdeka” menjadi “Palestina” dan “merdeka”.

4. *Splitting Data*

Tahapan *splitting data* dilakukan dengan membagi data menjadi 2 kelompok yaitu *training data* dan *testing data*. *Training data* adalah kumpulan data yang akan diolah untuk melatih sebuah model *deep learning*. *Testing data* adalah sekumpulan data yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dilatih menggunakan *training data* tadi [20]. Penelitian ini menggunakan *splitting data* 80:20, dimana 80% dari keseluruhan data adalah kelompok *training data* dan 20% sisanya adalah kelompok *testing data*.

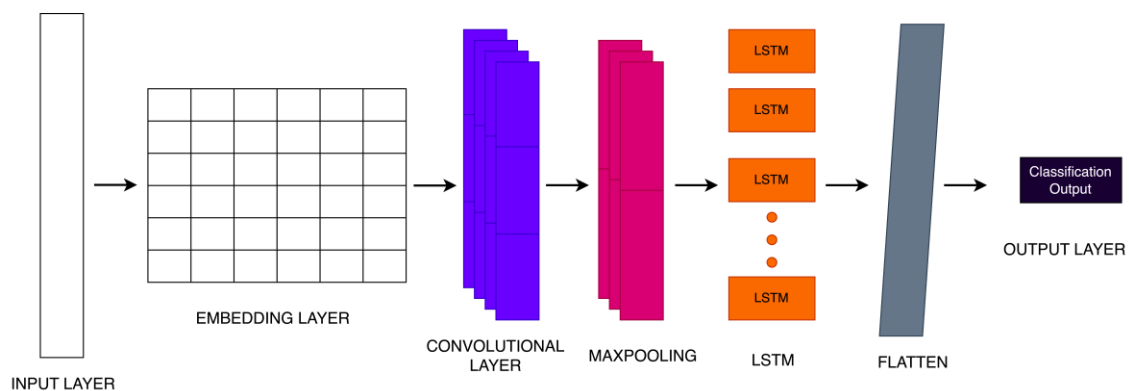
5. *Word Embedding*

Word embedding adalah teknik yang digunakan untuk merepresentasikan kata-kata dalam teks menjadi vektor numerik dalam ruang dimensi yang kontinu. Penelitian ini menggunakan Word embedding dengan model Word2vec. Metode Word2vec digunakan untuk membuat representasi vektor kata-kata dari teks menggunakan pendekatan pembelajaran mesin yang secara efektif dapat

menangkap hubungan semantik dan sintaksis di antara kata-kata [21]. Pendekatan Continuous Bag of Words (CBOW) adalah arsitektur Word2vec yang dapat memprediksi kata saat ini atau kata target berdasarkan satu atau beberapa kata konteks [22]. Berdasarkan penelitian diatas maka peneliti akan menggunakan Word2vec dengan pendekatan CBOW untuk metode *Word embedding*.

6. Architecture CNN-LSTM

Kombinasi CNN (*Convolutional Neural Network*) dan LSTM (*Long Short-Term Memory*) memungkinkan model untuk menangkap fitur spasial dan pola sekuensial secara efektif, membuatnya sangat sesuai untuk tugas-tugas seperti klasifikasi sentimen pada data teks. Lapisan konvolusi untuk mengekstrak fitur dari teks dan model LSTM untuk menentukan ketergantungan jangka panjang di antara urutan kata sehingga, CNN dapat mengenali pola di seluruh ruang, sedangkan LSTM dapat mempelajari pola di seluruh waktu [23]. Arsitektur yang akan digunakan dapat dilihat pada Gambar 2 dibawah



Gambar 2. Arsitektur CNN-LSTM

- Input layer*, lapisan yang menerima data teks yang akan dikonversi.
- Embedding layer*, data pada *input layer* kemudian dikonversi menjadi vektor *embedding*, yang merupakan representasi numerik dari kata-kata.
- Convolutional layer*, penelitian ini dilakukan menggunakan *Convolutional layer 1D* dengan 64 filter dan ukuran kernel 3, diikuti oleh fungsi aktivasi ReLU. Lapisan ini yang bertanggung jawab untuk mengekstrak fitur dari *embedding layer*. Fitur-fitur ini kemudian digunakan oleh lapisan berikutnya untuk membuat keputusan.
- Maxpooling*, penelitian ini menggunakan layer *max pooling 1D* dengan ukuran *pool 2*. *Maxpooling* berguna untuk mengurangi dimensi data masukan. Hal ini dilakukan untuk mengurangi jumlah parameter yang perlu dilatih, sehingga meningkatkan efisiensi arsitektur *deep learning*.
- LSTM, lapisan ini menggunakan 64 unit LSTM untuk menyimpan informasi tentang data masukan sebelumnya.
- Flatten*, berfungsi untuk meratakan *output* dari lapisan konvolusi dan *pooling* menjadi vektor satu dimensi. Hal ini diperlukan agar *output* dari LSTM dapat digunakan sebagai *input* untuk lapisan *fully connected*.
- Output layer*, dengan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghasilkan probabilitas kelas pada *output* terakhir. *Output layer* adalah lapisan ini bertanggung jawab

untuk menghasilkan *output* dari arsitektur *deep learning*. Jumlah neuron di *layer* ini sesuai dengan jumlah kelas yang akan diprediksi.

7. Model Evaluation

Berdasarkan tujuan dari penelitian terhadap penerapan arsitektur *deep learning* berbasis *aspect-based sentiment analysis*. Maka, pengukuran hasil kinerja model dalam penelitian ini menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* adalah presentasi yang berguna dan komprehensif dari kinerja pengklasifikasi [24]. Berikut rumus-rumus yang digunakan untuk evaluasi model dalam penelitian ini:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$PRECISION = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

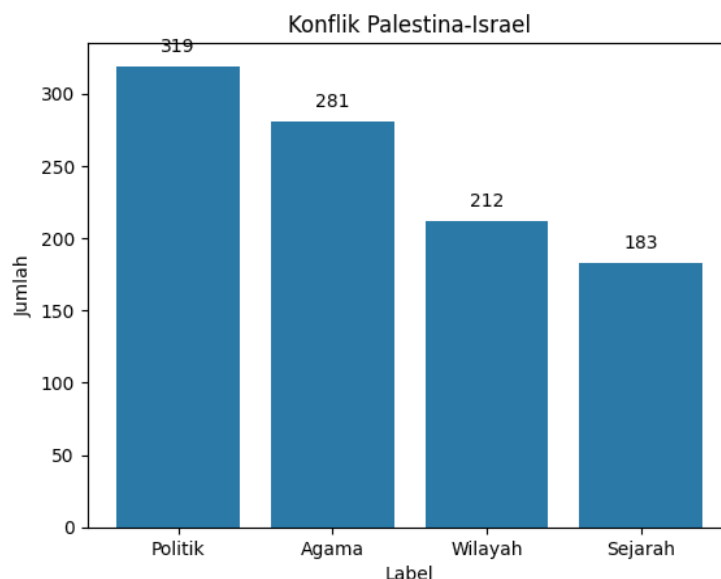
$$F1 - SCORE = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Keterangan:

- True Positive* (TP) adalah jumlah *tweet* dari kelas *true* yang benar diklasifikasikan sebagai kelas *true*.
- True Negative* (TN) adalah jumlah *tweet* yang berasal dari kelas *true* salah yang diklasifikasikan sebagai kelas *false*.
- False Positive* (FP) adalah jumlah *tweet* yang berasal dari kelas *false* yang salah yang diklasifikasikan sebagai kelas *false*.
- False Negative* (FN) adalah jumlah *tweet* yang berasal dari kelas *true* yang salah yang diklasifikasikan sebagai kelas *false*.

C. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini mendapatkan sebanyak 1.371 data *tweet* berbahasa Indonesia dengan 995 *tweet* yang sesuai dengan aspek yang telah ditentukan, yaitu “Sejarah”, “Politik”, “Agama”, dan “Wilayah”. Pembagian label dapat dilihat pada Gambar 3 dibawah.



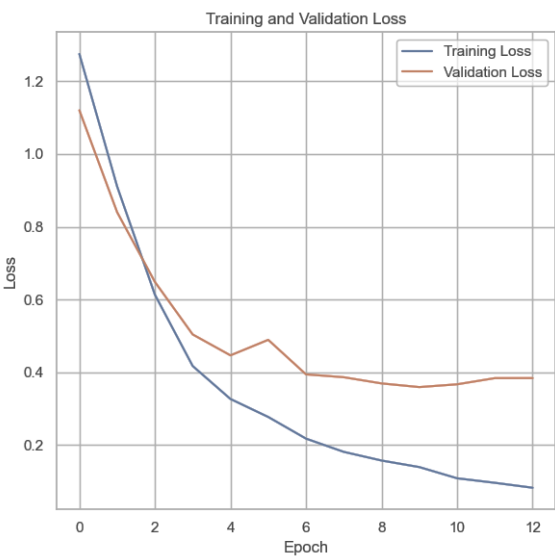
Gambar 3. Diagram jumlah pembagian label

Gambar 3 dapat disimpulkan bahwa sentimen pengguna X di Indonesia didominasi oleh aspek Politik dengan 319 data *tweet*, diikuti dengan aspek Agama sebanyak 281 *tweet*, Wilayah 212 *tweet*, dan Sejarah 183 *tweet*. Proses selanjutnya yaitu melakukan *text preprocessing*. Penelitian ini menggunakan 5 tahapan *text preprocessing* yaitu *case folding*, *cleansing*, *stopword removal*, *stemming*, dan *tokenization*. Hasil dari *text preprocessing* dapat dilihat pada Tabel 1 dibawah.

Tabel 1. Hasil teks preprocessing

Preprocessing Steps	Before Preprocessing	After Preprocessing
Case Folding & Cleansing	Pemerintah tak punya berempati terhadap Palestina. https://t.co/L0vKf9Jd9Z #FreePalestine #OpIsrael #B	pemerintah tak punya berempati terhadap palestina
Stopword Removal	pemerintah tak punya berempati terhadap palestina	pemerintah berempati palestina
Stemming	pemerintah berempati palestina	perintah empati palestina
Tokenization	perintah empati palestina	[perintah, empati, palestina]

Hasil *preprocessing* akan dilakukan penyematan kata menggunakan Word2vec dengan pendekatan CBOW untuk *Word embedding*. *Word embedding* bertujuan untuk membuat representasi vektor kata-kata dari teks. Selanjutnya, dilakukan pemodelan menggunakan arsitektur CNN-LSTM. Pemodelan dilakukan menggunakan pembagian data 80:20, *epoch* 80 dengan *batch size* 64 dan menambahkan *callbacks early stopping* yang membantu untuk mencegah *overfitting* dan mengoptimalkan performa model. Hasil performa model CNN-LSTM berupa grafik *loss* dan akurasi model dapat dilihat dalam Gambar 4 dan Gambar 5 berikut.



Gambar 4. Grafik loss model CNN-LSTM



Gambar 5. Grafik akurasi model CNN-LSTM

Akhir grafik pada Gambar 4 menunjukkan bahwa model CNN-LSTM memiliki nilai *loss* yang rendah pada *training data* dan memiliki perbedaan pada nilai *loss testing* (validasi) yang lebih tinggi. Gambar 5 menunjukkan grafik nilai akhir pada akurasi *testing* model CNN-LSTM lebih rendah dibandingkan akurasi pada *training data*. Garik yang tersaji pada Gambar 4 dan Gambar 5 dapat menjadi indikasi terjadinya *overfitting*. Hasil perbandingan evaluasi model menggunakan *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 2 dibawah.

Tabel 2. Hasil perbandingan evaluasi model

Model	Accuracy	Recall	Precision	F1-Score
CNN	0,87	0,85	0,86	0,85
LSTM	0,91	0,89	0,91	0,90
CNN-LSTM	0,96	0,96	0,97	0,96

Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 2, dapat dilihat bahwa model CNN-LSTM mencapai hasil terbaik di antara ketiga model, dengan akurasi 96%. Model ini juga mencapai nilai tertinggi untuk *recall*, *precision*, dan *F1-score*, yang menunjukkan kemampuannya yang sangat baik untuk mengklasifikasikan data dengan baik. Model LSTM juga berkinerja baik, sedangkan model CNN berkinerja sedikit lebih rendah dibandingkan dengan dua model lainnya.

D. Simpulan

Penelitian ini berhasil menganalisa sentimen aplikasi X dengan 1.371 data *tweet* berbahasa Indonesia yang didominasi oleh sentimen Politik, diikuti oleh Agama, Wilayah, dan Sejarah. Aspek Politik merupakan aspek yang paling banyak disebutkan dalam *tweet*. Melalui lima tahapan *preprocessing*, yaitu *case folding*, *cleansing*, *stopword removal*, *stemming*, dan *tokenization* menggunakan Word2Vec dengan pendekatan CBOW untuk *word embedding* dengan model arsitektur CNN-LSTM dalam pemodelan, meskipun memiliki sedikit *overfitting* pada performa model, secara keseluruhan model CNN-LSTM pada penelitian ini mampu

memberikan hasil yang bagus. Hasil evaluasi yang lebih baik dibandingkan dengan model CNN dan model LSTM, dengan nilai *precision* 97%, akurasi, *recall*, dan *F1-score* mencapai 96%. Penelitian ini menunjukkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen aspek pengguna X Indonesia terhadap konflik Palestina-Israel yang mencapai tingkat keberhasilan tinggi.

E. Referensi

- [1] Steven E. Zipperstein, *Zionism, Palestinian Nationalism and the Law: 1939-1948*. Routledge, 2021. doi: 10.4324/9781003225263-1.
- [2] K. Christison, *Perceptions of Palestine: Their Influence on U.S. Middle East Policy*. Univ of California Press, 2023.
- [3] OCHA, "Hostilities in the Gaza Strip and Israel _ Flash Update #36 _ United Nations Office for the Coordination of Humanitarian Affairs - occupied Palestinian territory," 2023. Accessed: Nov. 14, 2023. [Online]. Available: <https://www.ochaopt.org/content/hostilities-gaza-strip-and-israel-flash-update-36>
- [4] G. D'Aniello, M. Gaeta, and I. La Rocca, "KnowMIS-ABSA: an overview and a reference model for applications of sentiment analysis and aspect-based sentiment analysis," *Artif Intell Rev*, vol. 55, no. 7, pp. 5543–5574, Oct. 2022, doi: 10.1007/s10462-021-10134-9.
- [5] I. Lebid, M. Lamine, and D. Setif, "Debates on state identity in the Palestinian-Israeli conflict: Clash of political and religious paradigms.," *WAABHATH Review The Arabic Journal Of Human And Social Sciences Special Issue*, vol. 13, pp. 13–25, 2021, [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/368308802>
- [6] B. Jan et al., "Deep learning in big data Analytics: A comparative study," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 75, pp. 275–287, May 2019, doi: 10.1016/j.compeleceng.2017.12.009.
- [7] S. Vyas, S. Gupta, M. Kapoor, and S. Khan, *Handbook on Augmenting Telehealth Services*. Boca Raton: CRC Press, 2023. doi: 10.1201/9781003346289.
- [8] X. Yuan, S. Qi, Y. Wang, and H. Xia, "A dynamic CNN for nonlinear dynamic feature learning in soft sensor modeling of industrial process data," *Control Eng Pract*, vol. 104, p. 104614, Nov. 2020, doi: 10.1016/j.conengprac.2020.104614.
- [9] H. Kim and Y.-S. Jeong, "Sentiment Classification Using Convolutional Neural Networks," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 11, p. 2347, Jun. 2019, doi: 10.3390/app9112347.
- [10] X. Song et al., "Time-series well performance prediction based on Long Short-Term Memory (LSTM) neural network model," *J Pet Sci Eng*, vol. 186, p. 106682, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.petrol.2019.106682.
- [11] H. Jelodar, Y. Wang, R. Orji, and S. Huang, "Deep Sentiment Classification and Topic Discovery on Novel Coronavirus or COVID-19 Online Discussions: NLP Using LSTM Recurrent Neural Network Approach," *IEEE J Biomed Health Inform*, vol. 24, no. 10, pp. 2733–2742, Oct. 2020, doi: 10.1109/JBHI.2020.3001216.
- [12] R. Gao, "Research on Emotion Recognition Model of Takeaway Evaluation Text Based on LSTM-CNN," 2023. doi: 10.54097/ajst.v7i2.12262.

-
- [13] L. Khan, A. Amjad, K. M. Afaq, and H. T. Chang, "Deep Sentiment Analysis Using CNN-LSTM Architecture of English and Roman Urdu Text Shared in Social Media," *Applied Sciences* (Switzerland), vol. 12, no. 5, Mar. 2022, doi: 10.3390/app12052694.
- [14] 박호연 and 김경재, "CNN-LSTM 조합모델을 이용한 영화리뷰 감성분석," *J Intell Inform Syst*, no. 4, pp. 141–154, 2019, doi: 10.13088/jiis.2019.25.4.141.
- [15] I. Fahmi, "Drone Emprit Academic: Software for social media monitoring and analytics," <http://dea.uui.ac.id>.
- [16] S. Pradha, Malka N, and T. Q. V. Nguyen, "Effective Text Data Preprocessing Technique for Sentiment Analysis in Social Media Data," *IEEE*, pp. 1–8, 2019, doi: 10.1109/KSE.2019.8919368.
- [17] M. K. Anam, M. I. Mahendra, W. Agustin, R. Rahmaddeni, and N. Nurjayadi, "Framework for Analyzing Netizen Opinions on BPJS Using Sentiment Analysis and Social Network Analysis (SNA)," *INTENSIF: Jurnal Ilmiah Penelitian dan Penerapan Teknologi Sistem Informasi*, vol. 6, no. 1, pp. 11–28, Feb. 2022, doi: 10.29407/intensif.v6i1.15870.
- [18] M. K. Anam, T. A. Fitri, A. Agustin, L. Lusiana, M. B. Firdaus, and A. T. Nurhuda, "Sentiment Analysis for Online Learning using The Lexicon-Based Method and The Support Vector Machine Algorithm," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 15, no. 2, pp. 290–302, Aug. 2023, doi: 10.33096/ilkom.v15i2.1590.290-302.
- [19] A. N. Ulfah, M. K. Anam, N. Y. S. Munti, S. Yaakub, and M. B. Firdaus, "Sentiment Analysis of the Convict Assimilation Program on Handling Covid-19," *JUITA: Jurnal Informatika*, vol. 10, no. 2, p. 209, Nov. 2022, doi: 10.30595/juita.v10i2.12308.
- [20] S. Rabbani, D. Safitri, N. Rahmadhani, A. A. F. Sani, and M. K. Anam, "Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 3, no. 2, pp. 153–160, Oct. 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.897.
- [21] S. Yilmaz and S. Toklu, "A deep learning analysis on question classification task using Word2vec representations," *Neural Comput Appl*, vol. 32, no. 7, pp. 2909–2928, Apr. 2020, doi: 10.1007/s00521-020-04725-w.
- [22] H. D. Abubakar and M. Umar, "Sentiment Classification: Review of Text Vectorization Methods: Bag of Words, Tf-Idf, Word2vec and Doc2vec," *SLU Journal of Science and Technology*, vol. 4, no. 1 & 2, pp. 27–33, Aug. 2022, doi: 10.56471/slujst.v4i.266.
- [23] W. Zhang, L. Li, Y. Zhu, P. Yu, and J. Wen, "CNN-LSTM neural network model for fine-grained negative emotion computing in emergencies," *Alexandria Engineering Journal*, vol. 61, no. 9, pp. 6755–6767, Sep. 2022, doi: 10.1016/j.aej.2021.12.022.
- [24] D. Krstinić, M. Braović, L. Šerić, and D. Božić-Štulić, "Multi-label Classifier Performance Evaluation with Confusion Matrix," *Computer Science & Information Technology*, pp. 01–14, Jun. 2020, doi: 10.5121/csit.2020.100801.