

dengan 302 prediksi benar untuk sentimen negatif dan 252 prediksi benar untuk sentimen positif, meskipun ada beberapa kesalahan klasifikasi untuk aspek kinerja aplikasi dan fitur. Salah satu aspek dengan tingkat kesalahan prediksi tertinggi adalah fitur, dengan lebih banyak kesalahan dalam membedakan sentimen dari aspek lain. Namun, meskipun 312 sampel diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif dan 278 sebagai positif, terdapat sejumlah kesalahan yang signifikan terkait aspek kinerja aplikasi dan pemesanan tiket. Dari hasil ini, model masih kesulitan mengidentifikasi karakteristik unik aspek fitur. CNN-LSTM menunjukkan kinerja baik pada metrik harga dan pemesanan, yang memiliki akurasi lebih tinggi daripada metrik lain. Namun, model masih kesulitan membedakan elemen yang memiliki pola bahasa serupa, seperti fitur, kinerja aplikasi, dan layanan. Secara keseluruhan, model lebih baik dalam mengklasifikasikan sentimen negatif daripada positif, terutama pada ulasan yang mengandung kritik negatif.

Untuk menunjukkan kemampuan dan batasan model dalam memahami teks ulasan, dilakukan analisis terhadap ulasan pengguna yang berhasil dan tidak berhasil diklasifikasikan. Pada ulasan pertama, model berhasil mengklasifikasikan ulasan ke dalam aspek harga dengan sentimen negatif. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi kata-kata eksplisit, seperti “harga” dan “mahal.” Namun, pada ulasan kedua, terdapat kesalahan dalam mengidentifikasi aspek yang seharusnya merujuk pada aspek fitur. Hal ini mungkin karena frasa “pemesanan tiket” mengandung kata kunci yang dapat dikaitkan dengan aspek pemesanan tiket, sehingga model melakukan kesalahan pemetaan aspek. Selain itu, dalam ulasan ketiga, model berhasil mengenali aspek kinerja aplikasi, tetapi terjadi kesalahan dalam mengidentifikasi sentimen, menunjukkan bahwa model memiliki keterbatasan dalam memahami konteks temporal kata-kata “aman” dan “hilang.”

5. Kesimpulan

Model gabungan yang digunakan dalam studi ini secara efektif menangkap fitur lokal melalui CNN (Convolutional Neural Network) dan ketergantungan urutan melalui LSTM (Long Short-Term Memory) pada data teks yang relevan dengan berbagai aspek aplikasi KAI Access. Model ini menghasilkan kinerja yang unggul, dengan akurasi rata-rata sebesar 87,87% untuk aspek harga dan kinerja yang baik dalam mengidentifikasi sentimen terkait aspek kinerja aplikasi, dengan akurasi 93,92% dan 91,46% dalam klasifikasi sentimen positif dan negatif, masing-masing. Penggunaan K-fold cross-validation ($k = 10$) memberikan evaluasi yang andal terhadap generalisasi model dengan melatih dan menguji model pada dataset yang digunakan. Hasil matriks kebingungan mendukung temuan ini, menunjukkan bahwa CNN-LSTM mencapai akurasi klasifikasi tinggi untuk aspek harga dengan kesalahan klasifikasi minimal. Namun, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Model CNN-LSTM lebih unggul dalam mengklasifikasikan ulasan sentimen negatif dibandingkan ulasan sentimen positif. Penelitian masa depan sebaiknya fokus pada optimasi model menggunakan teknik yang lebih canggih, seperti augmentasi data, penyempurnaan lapisan embedding, dan teknik oversampling untuk mengatasi ketidakseimbangan data guna mencapai kinerja yang lebih konsisten.

Daftar Pustaka

- [1] G. Wibowo, “Perkembangan Teknologi Transportasi di Indonesia,” *KOMPAS.com*, 2020. [Online]. Available: https://www.kompas.com/skola/read/2020/12/21/152002869/perkembangan-teknologi-transportasi-di-indonesia#google_vignette. [Accessed: 04-Apr-2024].
- [2] P. R. Amalia and E. Winarko, “Aspect-Based Sentiment Analysis on Indonesian Restaurant Review Using a Combination of Convolutional Neural Network and Contextualized Word Embedding,” *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 15, no. 3, p. 285, 2021.
- [3] H. Mustakim and S. Priyanta, “Aspect-Based Sentiment Analysis of KAI Access Reviews Using NBC and SVM,” *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 16, no. 2, p. 113, 2022.
- [4] W. Astriningsih and D. Hatta Fudholi, “Identifikasi Multi Aspek Dan Sentimen Analisis Pada Review Hotel Menggunakan Deep Learning,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 3, p. 433, 2023.
- [5] A. Rhamadanti, A. Rifa’i, F. Dikananda, and K. Anam, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Access By Kereta Api Indonesia Dengan K-Nearest Neighbor,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 1, 2024.
- [6] F. I. Septian, H. Ivana Lucia Kharisma, and Kamdan, “Implementasi Metode Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) untuk Analisis Sentimen Komentar Pengguna,” vol. 3, no. 1, pp. 254–265, 2023.
- [7] D. Purnamasari, A. B. Aji, S. Madenda, I. M. Wiryana, and S. Harmanto, “Sentiment Analysis Methods for Customer Review of Indonesia E-Commerce,” *Int. J. Innov. Comput. Inf. Control*, vol. 20, no. 1, pp. 47–60, 2024.
- [8] M. T. Ari Bangsa, S. Priyanta, and Y. Suyanto, “Aspect-Based Sentiment Analysis of Online Marketplace Reviews Using Convolutional Neural Network,” *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 14, no. 2, p. 123, 2020.
- [9] R. Damanhuri and V. A. Husein, “Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Access by KAI Berbahasa Indonesia Menggunakan Word-Embedding dan Classical Machine Learning,” vol. 15, no. September, 2024.
- [10] W. A. Degife and B. S. Lin, “A Multi-Aspect Informed GRU: A Hybrid Model of Flight Fare Forecasting with Sentiment Analysis,” *Appl. Sci.*, vol. 14, no. 10, 2024.
- [11] L. Yao, “Sentiment analysis based on CNN - LSTM hotel reviews,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 2330, no. 1, pp. 0–5, 2022.
- [12] 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.
- [13] F. Alghifari and D. Juardi, “Penerapan Data Mining Pada Penjualan Makanan Dan Minuman Menggunakan Metode Algoritma Naïve Bayes,” *J. Ilm. Inform.*, vol. 9, no. 02, pp. 75–81, 2021.
- [14] A. Sinaga and S. P. Nainggolan, “Analisis Perbandingan Akurasi Dan Waktu Proses Algoritma Stemming Arifin-Setiono Dan Nazief-Adriani Pada Dokumen Teks Bahasa Indonesia,” *Sebatik*, vol. 27, no. 1, pp. 63–69, 2023.
- [15] Muhammad Arief Rahman, Herman Budianto, and Esther Irawati Setiawan, “Aspect Based Sentimen Analysis Opini Publik Pada Instagram dengan Convolutional Neural Network,” *J. Intell. Syst. Comput.*, vol. 1, no. 2, pp. 50–57, 2019.

- [16]N. Khamphakdee and P. Seresangtakul, “An Efficient Deep Learning for Thai Sentiment Analysis,” *Data*, vol. 8, no. 5, 2023.
- [17]F. Ullah, X. Chen, S. B. H. Shah, S. Mahfoudh, M. A. Hassan, and N. Saeed, “A Novel Approach for Emotion Detection and Sentiment Analysis for Low Resource Urdu Language Based on CNN-LSTM,” *Electron.*, vol. 11, no. 24, 2022.
- [18]H. Alawneh, A. Hasasneh, and M. Maree, “On the Utilization of Emoji Encoding and Data Preprocessing with a Combined CNN-LSTM Framework for Arabic Sentiment Analysis,” *Modelling*, vol. 5, no. 4, pp. 1469–1489, 2024.
- [19]Vinod Chugani, “A Comprehensive Guide to K-Fold Cross Validation.”
- [20]R. N. Irawan, K. M. Hindrayani, and M. Idhom, “Penerapan Cross Validation sebagai Analisis Sentimen Pelayanan Publik Kereta Api Lokal Daop 8 Menggunakan Metode Multinomial Naïve Bayes,” *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 8, no. 2, pp. 954–963, 2024.
- [21]T. Tinaliah and T. Elizabeth, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PrimaKu Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 4, pp. 3436–3442, 2022.