

ANALISIS SENTIMEN PRODUCT TOOLS & HOME MENGGUNAKAN METODE CNN DAN LSTM

Safrizal Ahmad^{1*}, Ahmad Maulid Ridwan¹, Gilang Dwi Setiawan¹

¹Department of Computer Science, Universitas Nusa Mandiri, Indonesia

ARTICLE INFO

History of the article:

Received July 13, 2023

Revised July 28, 2023

Accepted August 1, 2023

Published August 4, 2023

Keywords:

Sentiment analysis

Deep learning

Convolutional neural network

Long short-term memory

ABSTRACT

Sentiment analysis is gaining popularity as the number of internet users increases. Internet users often express their opinions through reviews on websites. The customer opinions expressed have a huge impact on sellers and customer numbers, as many consumers rely on online reviews as a reference when purchasing products. In order to quickly understand sentimental views and tendencies towards a product or event, a text sentiment analysis is performed on the opinions expressed by users. Sentiment analysis focuses on understanding the sentiments contained in the text. One common approach in sentiment analysis is to use Deep Learning (DL) models. This study aims to analyze product sentiment in the Tools & Home category from Amazon using models such as Convolutional Neural Network (CNN) and Long Short-Term Memory (LSTM). The CNN model is used to extract features from words that reflect short-term sentiment dependencies, while LSTM is used to establish long-term sentiment relationships between words. CNN and LSTM are sophisticated DL models, capable of efficiently processing text data and recognizing relationships and patterns that exist at various levels of abstraction. The purpose of this study is to understand the differences in the performance of the DL model in conducting sentiment analysis, it is hoped that it can also be a reference for those who plan to apply other DL models.

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



Kata Kunci :

Analisis sentimen

Deep learning

Amazon

Convolutional neural network

Long short-term memory

ABSTRAK

Analisis sentimen semakin populer karena jumlah pengguna internet meningkat. Pengguna internet seringkali mengungkapkan pendapat mereka melalui ulasan di situs web. Pendapat pelanggan yang diungkapkan ini memiliki dampak besar bagi penjual dan jumlah pelanggan, karena banyak konsumen mengandalkan ulasan online sebagai acuan dalam membeli produk. Untuk memahami pandangan dan kecenderungan sentimental terhadap suatu produk atau peristiwa dengan cepat, dilakukan analisis sentimen teks terhadap pendapat yang disampaikan oleh pengguna. Analisis sentimen fokus pada pemahaman sentimen yang terkandung dalam teks. Salah satu pendekatan umum dalam analisis sentimen adalah menggunakan model Deep Learning (DL). Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen produk kategori Tools & Home dari Amazon memanfaatkan model seperti Convolutional Neural Network (CNN) dan Long Short-Term Memory (LSTM). Model CNN digunakan untuk mengekstrak fitur dari kata-kata yang mencerminkan ketergantungan sentimen jangka pendek, sementara LSTM digunakan untuk membangun hubungan sentimen jangka panjang antara kata-kata. CNN dan LSTM merupakan model DL yang canggih, mampu secara efisien memproses data teks dan mengenali hubungan serta pola yang ada dengan berbagai tingkat abstraksi. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memahami perbedaan kinerja model DL dalam melakukan analisis sentimen, diharapkan juga dapat menjadi referensi bagi mereka yang berencana menerapkan model DL lainnya.

Correspondece:

Safrizal Ahmad,
Department of Computer Science,
Universitas Nusa Mandiri, Indonesia,
Email : 14210254@nusamandiri.ac.id

PENDAHULUAN

Analisis sentimen (AS) merupakan metode komputasi yang memungkinkan seseorang untuk mengetahui opini atau pandangan konsumen terhadap suatu produk [1]. Metode AS membantu pengusaha mengidentifikasi sentimen dari konsumen mereka melalui berbagai media online seperti media sosial, survei, dan ulasan situs web e-commerce. Dengan metode AS para pengusaha dapat memperoleh informasi tentang pandangan dan pendapat konsumen terhadap produk atau layanan yang mereka tawarkan [2]. Sebuah studi tahun 2013 menemukan bahwa 79% konsumen bergantung pada ulasan rekomendasi pribadi online [3]. Menurut penelitian pada tahun 2016, hampir 95% konsumen yang disurvei mengatakan mereka bergantung pada ulasan online untuk merencanakan pembelian [4]. Hasil penelitian Amazon pada tahun 2017 menunjukkan bahwa lebih dari 88% pembeli online cenderung mempercayai ulasan produk yang diberikan konsumen seperti halnya rekomendasi pribadi mereka sendiri. Pendapat yang dikumpulkan dari pengalaman konsumen terkait produk atau topik tertentu memiliki pengaruh langsung pada calon konsumen, mempengaruhi keputusan mereka dalam berbelanja [5]. Pengguna Internet di platform Amazon menyatakan pendapat yang berbeda tentang barang yang mereka beli. Ulasan ini sangat berbeda untuk setiap produk, dan sangat penting bagi perusahaan karena membantu mereka meningkatkan produk berdasarkan umpan balik positif dan memberikan peringatan jika ada umpan balik negatif [6].

Fokus utama makalah ini adalah studi kasus ulasan produk "Tools & Home Improvement" yang terdapat di Amazon. Studi ini menggunakan Deep Learning (DL) model Convolutional Neural Network (CNN) dan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk melihat perbedaan kinerja antara kedua pendekatan tersebut dalam melakukan analisis sentimen dari konsumen Amazon. Penelitian ini mengumpulkan dataset "Tools & Home Improvement" Amazon sebagai tahap awal. Dataset "Tools & Home Improvement" adalah kumpulan data yang berisi informasi mengenai produk-produk terkait perkakas dan peralatan rumah tangga yang tersedia di platform e-commerce Amazon. Hingga kini, telah banyak penelitian yang dilakukan mengenai ulasan produk, analisis sentimen, dan pengumpulan opini

konsumen. Penelitian sebelumnya oleh P. M. Sosa melakukan sentiment analisi pada data Twitter menggabungkan arsitektur CNN dan LSTM menemukan bahwa kedua model mencapai hasil yang lebih baik sekitar 2,7%-8,5% daripada model biasa [7]. Selanjutnya penelitian oleh K. K. Mohbey mengusulkan model LTSM untuk menganalisis dataset ulasan produk Amazon dengan melakukan analisis perbandingan menggunakan model SVM, Naive Bayes, Decision Tree, dan Regresi Logistik. Hasil dari perbandingan tersebut menunjukkan bahwa LSTM menghasilkan akurasi 93,66%, lebih baik dibandingkan dengan model-model lainnya [8].

Penelitian oleh A. Feizollah dkk, memanfaatkan kumpulan data ulasan film dengan model DL berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 87,7% pada arsitektur CNN dan 86,64% pada LSTM [9]. Selanjutnya studi oleh A. U. Rehman dkk, mengusulkan model Hybrid CNN-LSTM untuk analisis sentimen pada kumpulan data ulasan film IMDB dan film Amazon mencapai akurasi 91% dibandingkan dengan ML dan model DL tradisional [10]. Studi berikutnya mengusulkan penggunaan LSTM dan CNN berbasis grid search untuk melakukan analisis sentimen pada dua dataset yang diambil Amazon untuk analisis sentimen IMDB dari Ulasan Film menghasilkan akurasi lebih besar dari 96% [11]. Selanjutnya dalam makalah M. E. Alzahrani dkk, menggunakan dataset ulasan kamera, laptop, ponsel, tablet, televisi, dan produk pengawasan video dari situs web Amazon menggunakan model LSTM dan CNN-LSTM untuk deteksi dan klasifikasi sentimen konsumen menghasilkan akurasi 94% dan 91% [12]. Studi selanjutnya oleh A. C. M. V. Srinivas dkk, menggunakan kumpulan data Twitter dari Kaggle untuk melakukan eksperimen dengan metode CNN dan LSTM menganalisis 1,6 juta tweet untuk mengkategorikannya menjadi sentimen positif atau negatif menghasilkan akurasi 87% untuk LSTM. Meskipun pendekatan berbasis LSTM yang diusulkan adalah yang terbaik, namun untuk menganalisis data secara real-time dan mengklasifikasikannya digunakan pendekatan layanan web berbasis REST API [13].

Dari hasil literatur di atas, kami menyadari bahwa kinerja model dapat ditingkatkan dengan mengkombinasikan dua atau lebih jaringan DL. Melalui integrasi jaringan ini, kelemahan dari satu

model dapat diatasi dengan memanfaatkan keunggulan yang dimiliki oleh jaringan lainnya.

METODE PENELITIAN

Penulis mengembangkan sebuah model klasifikasi untuk mengenali sentimen analisis menggunakan CNN dan LSTM. Proses ini dilakukan melalui Kaggle, sebuah platform untuk menjalankan file Notebook Python menggunakan dataset Amazon. Amazon merupakan salah satu situs e-commerce terbesar dengan banyak review. Kami menggunakan data produk "Tools & Home Improvement" Amazon yang terdiri dari sekitar 409.499 ulasan produk, menggunakan framework Keras dan TensorFlow serta Graphics Processing Unit (GPU) pada Kaggle. Penggunaan GPU dapat memberikan peningkatan yang signifikan dalam daya komputasi [14]. Meningkatkan kinerja sekitar 3 kali atau bahkan lebih dalam hal waktu komputasi [15]. Dataset ulasan produk dalam bentuk file teks diubah menjadi list data dan label yang dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian (testing) dengan rasio 80:20 atau 327.599 jumlah data pelatihan dan 81.900 jumlah data pengujian. Model jaringan berbasis CNN dan LSTM dirancang untuk melakukan prediksi kelas dari setiap ulasan, yaitu kelas positif atau negatif pada kumpulan data uji.

CNN merupakan rangkaian jaringan saraf tiruan yang memberikan umpan balik multilayer. Meskipun awalnya diciptakan untuk pemrosesan gambar, seiring berjalannya waktu, CNN dan variasinya telah mengalami perkembangan menjadi alat yang cepat dan efisien dalam tugas-tugas pemrosesan bahasa alami. CNN menggunakan lapisan konvolusi sebagai sebuah filter yang berjalan melintasi input, dan pada saat itu, menerapkan fungsi matematika tertentu [16]. Arsitektur CNN yang dipakai pada penelitian ini memiliki 9 layer convolutional 2D yang memiliki filters Conv1D Layer pertama 32 filter, Conv1D Layer kedua 64 filter dan Conv1D Layer ketiga 64 filter. Jenis pooling yang digunakan adalah MaxPooling1D. MaxPooling1D merupakan salah satu teknik pooling pada CNN yang digunakan untuk mengurangi dimensi data dalam arah satu dimensi (misalnya dalam kasus teks atau time series data). Fully connected layer yang digunakan ada dua buah Dense layer. Dense layer pertama terdapat 256 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit) sedangkan dense layer kedua terdapat num_classes (jumlah kelas) neuron dengan fungsi aktivasi softmax.

LSTM merupakan jenis Recurrent Neural Network (RNN) yang digunakan untuk data berurutan dan memiliki kemampuan menghasilkan ketergantungan jangka panjang yang lebih baik

daripada RNN biasa. RNN adalah jaringan saraf tiruan yang didesain untuk menangkap ketergantungan waktu. Pada RNN, keluarannya hanya bergantung pada hasil dari keadaan sebelumnya, sehingga cocok untuk tugas-tugas seperti pengenalan tulisan tangan, pengenalan ucapan, pembuatan dokumen, atau chatbot. Seperti halnya RNN, pada setiap langkahnya, jaringan LSTM juga menerima masukan dari langkah waktu saat ini dan keluaran dari langkah waktu sebelumnya. Output dari langkah saat ini digunakan sebagai masukan untuk langkah berikutnya. Lapisan dari waktu sebelumnya atau kadang-kadang seluruhnya digunakan untuk klasifikasi [17]. LSTM juga memiliki struktur berbentuk rantai seperti RNN, tetapi perbedaannya terletak pada modul pengulangan yang memiliki struktur yang berbeda. Tidak seperti RNN yang hanya memiliki satu lapisan jaringan saraf, LSTM memiliki empat lapisan yang saling berinteraksi dengan cara yang sangat khusus [18]. Arsitektur yang digunakan pada penelitian ini adalah satu layer LSTM dengan 64 unit atau sel. Fully connected layer yang digunakan adalah dua layer Dense. Dense layer dengan 24 unit dan fungsi aktivasi ReLU dan dense layer dengan 5 unit serta fungsi aktivasi softmax.

Hasil prediksi yang diperoleh dibandingkan dengan nilai aktual dari ulasan tersebut. Berbagai parameter kualitas dievaluasi untuk mengukur performa dari model prediksi. Dengan melakukan perbandingan ini, akan dapat diketahui sejauh mana model prediksi berhasil dan akurat dalam mengklasifikasikan sentimen dari ulasan produk. Dalam makalah ini, digunakan metrik evaluasi model yang mencakup accuracy, presisi, recall, dan F1 skor. Pilihan metrik ini selaras dengan penelitian-penelitian sebelumnya yang telah dilakukan. Parameter perhitungan didefinisikan sebagai berikut:

True Positive (TP) adalah jumlah komentar yang diklasifikasikan dengan benar sebagai positif untuk produk ulasan.

False Positive (FP) yang mengindikasikan jumlah komentar yang salah diklasifikasikan sebagai positif untuk produk, padahal seharusnya dikategorikan sebagai negatif.

True Negative (TN) yang menggambarkan jumlah komentar negatif yang berhasil diklasifikasikan secara benar sebagai komentar negatif.

False Negative (FN) yang merujuk pada jumlah komentar yang salah diklasifikasikan sebagai negatif untuk ulasan produk yang seharusnya dikategorikan sebagai positif.

Accuracy merupakan perbandingan antara jumlah komentar yang diprediksi dengan benar terhadap

total keseluruhan komentar. Untuk menentukan nilai accuracy, digunakan rumus berikut ini:

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

Presisi adalah perbandingan antara jumlah komentar positif yang diprediksi dengan benar terhadap total prediksi komentar positif. Untuk menentukan nilai presisi, digunakan rumus berikut ini:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

Recall atau sensitivitas adalah perbandingan antara jumlah komentar positif yang diprediksi dengan benar terhadap total keseluruhan komentar yang sebenarnya dalam kelas tersebut. Untuk menentukan nilai recall, digunakan rumus berikut ini:

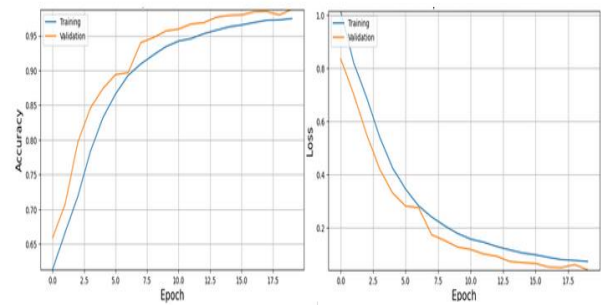
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

F1-score merupakan nilai rata-rata yang mempertimbangkan nilai presisi maupun recall. Untuk menentukan nilai F1-score, digunakan rumus berikut ini:

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

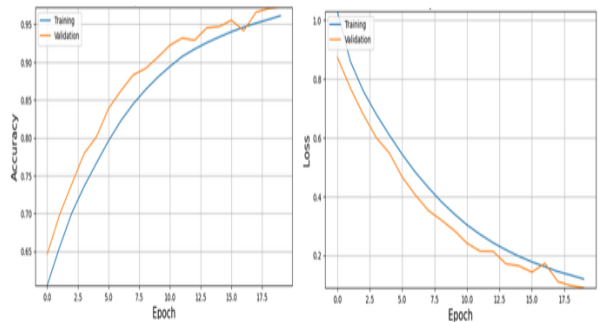
Pada penelitian ini kurva akurasi model CNN mengalami peningkatan selama proses pelatihan model dari epoch pertama hingga epoch terakhir (dari epoch 1/20 hingga epoch 20/20). Dari hasil yang diberikan pada Gambar 1, nilai loss pada data pelatihan (training loss) epoch 1/20 sekitar 1.0159, nilai akurasi data pelatihan (training accuracy) 61.36%, nilai loss pada data validasi (validation loss) sekitar 0.8354 dan nilai akurasi pada data validasi (validation accuracy) sekitar 65.92%. Akhirnya, pada epoch terakhir (epoch 20), nilai loss pada data pelatihan 0.0727, akurasi 97.46% sedangkan nilai loss pada data validasi 0.0414, nilai akurasi 98.77%. Loss pada data pelatihan dan data validasi cenderung menurun, sementara akurasi pada data pelatihan dan data validasi cenderung meningkat. Ini menunjukkan bahwa model terus belajar dari data pelatihan selama pelatihan berlangsung dan mampu melakukan prediksi dengan benar pada sebagian besar data pelatihan. Peningkatan akurasi ini menandakan bahwa model berhasil menyesuaikan diri dengan data pelatihan dan mampu menangkap pola yang lebih baik seiring bertambahnya jumlah epoch.

Berdasarkan hasil pada output di atas, model yang dilatih berada dalam keadaan yang baik (goodfit).



Gambar 1 Training dan Validasi Data CNN

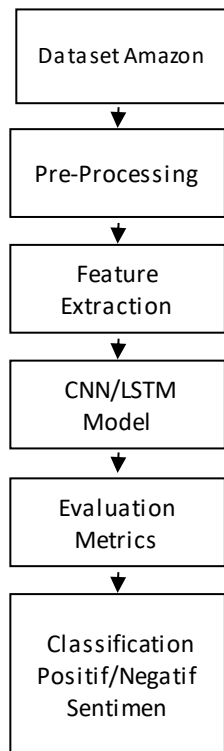
Sedangkan pada Gambar 2 model LSTM menghasilkan kurva akurasi pada epoch 1 nilai loss pada data pelatihan (training loss) sekitar 1.0302, nilai akurasi sekitar 60.52%, nilai loss pada data validasi (validation loss) 0.8735 dan akurasi 64.63%. Performa model LSTM juga mengalami perubahan selama proses pelatihan berlangsung. Pada epoch terakhir (epoch 20) nilai loss pada data pelatihan 0.1198, nilai akurasi 96.13% sedangkan nilai loss pada data validasi sekitar 0.0903 dan nilai akurasi 97.27%. Hasil setiap epoch menunjukkan bagaimana performa model berubah selama proses pelatihan berlangsung. Menunjukkan adanya peningkatan baik pada akurasi maupun penurunan pada loss pada data pelatihan dan data validasi seiring bertambahnya jumlah epoch. Hal ini menunjukkan model memiliki performa yang cukup baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya (data pengujian).



Gambar 2 Training dan Validasi Data LSTM

Tahapan penelitian pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3 menampilkan tinjauan metodologi yang digunakan. Langkah-langkah berikut dijalankan untuk mengembangkan dan menguji validitas model melakukan prediksi. Proses dimulai dengan menyiapkan dataset, dilakukan pra-pemrosesan data. Preprocessing ini meliputi langkah-langkah seperti menghapus tag HTML, mengubah teks menjadi lowercase, menghapus karakter aksen, mengganti kontraksi kata, menghapus karakter khusus dan whitespace,

serta membersihkan teks dari karakter-karakter tidak penting lainnya. Selanjutnya dilakukan proses feature extraction mengubah data mentah atau kompleks menjadi bentuk representasi yang lebih sederhana dan informatif yang dapat digunakan sebagai input untuk algoritma Machine Learning (ML) atau model statistik. Setelah fitur-fitur yang relevan dipilih, dilakukan reduksi dimensi untuk mempersiapkan data latih sebelum pembuatan model prediksi. Pada tahap ekstraksi fitur, data yang semula berupa huruf diubah menjadi angka. Setiap kata dalam data akan memiliki representasi numeriknya sendiri. Hal ini dilakukan karena metode LSTM hanya menerima input dalam bentuk angka. Dengan mengonversi data ke dalam bentuk angka, dataset yang akan dianalisis dapat digunakan dan diproses dalam model LSTM untuk menghasilkan keluaran sentimen.

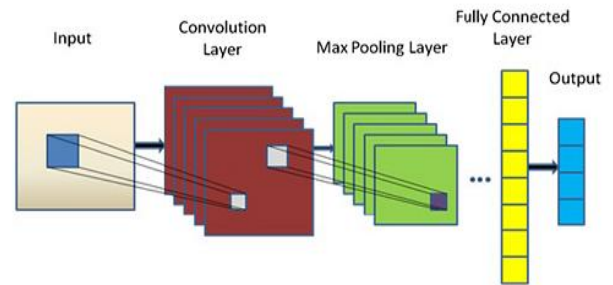


Gambar 3 Metodologi Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Arsitektur CNN yang dirancang merupakan model untuk klasifikasi teks yang menggunakan lapisan-lapisan Conv1D (konvolusi satu dimensi) untuk mengekstrak fitur dari urutan kata dalam ulasan. Model ini memiliki beberapa lapisan

konvolusi dengan jumlah filter yang berbeda dan ukuran filter yang berbeda untuk menangkap berbagai fitur dari teks input. Setelah lapisan konvolusi, terdapat lapisan MaxPooling1D untuk mengurangi dimensi output. Lapisan Dropout digunakan untuk mengurangi overfitting dengan secara acak menonaktifkan beberapa unit selama pelatihan. Kemudian, output dari lapisan Dropout diubah menjadi vektor 1D menggunakan lapisan Flatten dan dihubungkan ke lapisan Dense untuk klasifikasi akhir. Total parameter dari model ini adalah 35,788,919 yang akan dioptimalkan selama proses pelatihan. Model ini merupakan model berlapis (sequential) yang kompleks dan cocok untuk klasifikasi teks multi-kelas berdasarkan ulasan.



Gambar 4 Model Arsitektur CNN

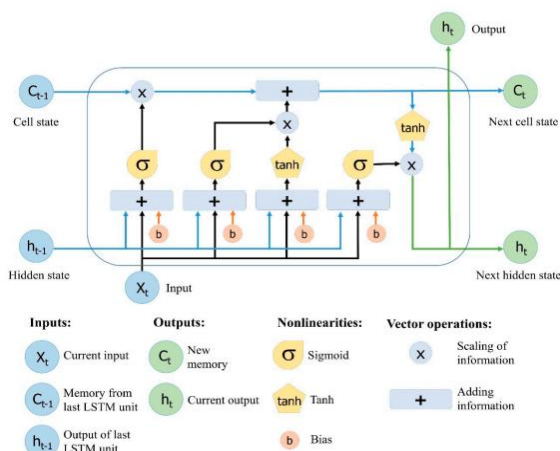
Tampilan untuk arsitektur CNN dapat dilihat pada table 1 dibawah ini

Table 1. Jumlah Layer, Output, Neuron dan Parameter CNN

Layer	Output	Neuron	Parameter
Embedding	(None, 220, 250)	N/A	35,251,250
Conv1D	(None, 220, 32)	32	8,032
Conv1D	(None, 220, 32)	32	1,056
MaxPooling1D	(None, 110, 32)	N/A	N/A
Dropout	(None, 110, 32)	N/A	N/A
Conv1D	(None, 110, 64)	64	2,112
Conv1D	(None, 110, 64)	64	4,16
MaxPooling1D	(None, 55, 64)	N/A	N/A
Dropout	(None, 55, 64)	N/A	N/A
Conv1D	(None, 55, 64)	64	4,16
Conv1D	(None, 55, 64)	64	4,16

MaxPooling1D	(None, 27, 64)	N/A	N/A
Dropout	(None, 27, 64)	N/A	N/A
Flatten	(None, 1728)	N/A	N/A
Dense	(None, 256)	256	442,624
Dense	(None, 5)	5	1,285

Pada arsitektur LSTM Embedding layer digunakan untuk mengubah representasi kata menjadi representasi vektor yang lebih padat. Dalam penelitian ini, input memiliki bentuk (None, 220), artinya setiap review memiliki panjang 220 kata, dan setiap kata direpresentasikan sebagai vektor dengan dimensi. LSTM mengambil input dari embedding layer dan memiliki output shape (None, 220, 64), artinya setiap review akan memiliki sequence dengan panjang 220, dan setiap step di sequence direpresentasikan dengan vektor 64 dimensi. Untuk mencegah overfitting, digunakan dua dropout layer setelah masing-masing LSTM layer. Kemudian, hasil dari LSTM kedua diolah dengan flatten layer untuk mengubahnya menjadi representasi datar. Dilanjutkan dengan hidden layer dense berukuran 256 neuron dan akhirnya sebuah output layer dense dengan 5 neuron sesuai jumlah kelas yang ingin diprediksi, Output shape dari output layer ini adalah (None, 5). Jumlah total parameter pada model ini adalah 31,959,839, yang merupakan jumlah bobot (weights) yang perlu diestimasi selama proses pelatihan. Semakin banyak parameter, semakin kompleks modelnya dan semakin besar pula kemampuannya untuk mempelajari pola pada data pelatihan.



Gambar 5 Model Arsitektur LSTM

Tampilan untuk arsitektur CNN dapat dilihat pada table 2 dibawah ini.

Table 2. Layer, Output dan Parameter LSTM

Layer (type)	Output	Parameter
embedding_4 (Embedding)	(None, 220, 250)	31828250
lstm_2 (LSTM)	(None, 220, 64)	80640
dropout_6 (Dropout)	(None, 220, 64)	0
lstm_3 (LSTM)	(None, 64)	33024
dropout_7 (Dropout)	(None, 64)	0
flatten_2 (Flatten)	(None, 64)	0
dense_8 (Dense)	(None, 256)	16640
dense_9 (Dense)	(None, 5)	1285

Untuk hasil akurasi masing-masing arsitektur, model LSTM memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan model CNN. Akurasi model LSTM sekitar 60.74% sedangkan model CNN sekitar 57.99%. Model CNN memiliki presisi yang lebih tinggi dibandingkan dengan model LSTM. Presisi model CNN sekitar 65.91% sedangkan model LSTM sekitar 60.22%. Presisi mengukur seberapa baik model dalam mengidentifikasi kelas positif dengan benar dari semua prediksi kelas positif. Oleh karena itu, model CNN lebih baik dalam mengklasifikasikan kelas positif secara tepat. Model LSTM memiliki recall yang lebih tinggi dibandingkan dengan model CNN. Recall model LSTM sekitar 60.74% sedangkan model CNN sekitar 57.996%. Recall mengukur seberapa baik model dalam menemukan semua sampel kelas positif pada data pengujian. Oleh karena itu, model LSTM lebih baik dalam menemukan sampel kelas positif. Model LSTM memiliki F1-Score yang sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan model CNN. F1-Score model LSTM sekitar 60.47% sedangkan model CNN sekitar 60.07%

Table 3. Hasil Pengujian Model CNN & LSTM

Performance Metrics	CNN	LSTM
Accuracy	57,99	60,74
Precision	65,91	60,22
Recall	57,99	60,74
F1 Score	60,06	60,47

KESIMPULAN

Model LSTM lebih baik dalam hal untuk menemukan semua sampel kelas positif dengan baik, sedangkan model CNN lebih baik dalam mengidentifikasi kelas positif dengan akurasi tinggi. Secara keseluruhan, berdasarkan hasil penelitian ini secara keseluruhan, model LSTM lebih unggul dibanding model CNN.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada dosen dan rekan-rekan mahasiswa magister ilmu komputer Universitas Nusa Mandiri Jakarta serta pihak lainnya yang telah memberi bantuan dan dukungan terhadap penelitian ini.

REFERENSI

- [1] B. K. Shah, A. K. Jaiswal, A. Shroff, A. K. Dixit, O. N. Kushwaha, and N. K. Shah, "Sentiments Detection for Amazon Product Review," 2021 Int. Conf. Comput. Commun. Informatics, ICCCI 2021, 2021, doi: 10.1109/ICCCI50826.2021.9402414.
- [2] M. A. Sultana, R. P. S. M., and J. G., "Amazon Product Review Sentiment Analysis Using Machine Learning," Int. Res. J. Comput. Sci., vol. 8, no. 7, pp. 136–141, 2021, doi: 10.26562/irjcs.2021.v0807.001.
- [3] V. U. M. A. Devi, "PRODUCT REVIEW NEURAL NETWORK SENTIMENT ANALYSIS USING," no. 04, pp. 39–47, 2021, doi: 10.17605/OSF.IO/7Q5AB.
- [4] Y. Wu, T. Liu, L. Teng, H. Zhang, and C. Xie, "The impact of online review variance of new products on consumer adoption intentions," J. Bus. Res., vol. 136, no. January 2020, pp. 209–218, 2021, doi: 10.1016/j.jbusres.2021.07.014.
- [5] T. U. Haque, N. N. Saber, and F. M. Shah, "Sentiment analysis on large scale Amazon product reviews," in 2018 IEEE International Conference on Innovative Research and Development (ICIRD), 2018, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICIRD.2018.8376299.
- [6] R. Alroobaea, "Sentiment Analysis on Amazon Product Reviews using the Recurrent Neural Network (RNN)," Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl., vol. 13, no. 4, pp. 314–318, 2022, doi: 10.14569/IJACSA.2022.0130437.
- [7] P. M. Sosa, "Twitter Sentiment Analysis using combined LSTM-CNN Models," Eprint Arxiv, pp. 1–9, 2017.
- [8] K. K. Mohbey, "Sentiment analysis for product rating using a deep learning approach," Proc. - Int. Conf. Artif. Intell. Smart Syst. ICAIS 2021, pp. 121–126, 2021, doi: 10.1109/ICAIS50930.2021.9395802.
- [9] A. Feizollah, S. Ainin, N. B. Anuar, N. A. B. Abdullah, and M. Hazim, "Halal Products on Twitter: Data Extraction and Sentiment Analysis Using Stack of Deep Learning Algorithms," IEEE Access, vol. 7, pp. 83354–83362, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2923275.
- [10] A. U. Rehman, A. K. Malik, B. Raza, and W. Ali, "A Hybrid CNN-LSTM Model for Improving Accuracy of Movie Reviews Sentiment Analysis," Multimed. Tools Appl., vol. 78, no. 18, pp. 26597–26613, 2019, doi: 10.1007/s11042-019-07788-7.
- [11] I. Priyadarshini and C. Cotton, "A novel LSTM-CNN-grid search-based deep neural network for sentiment analysis," J. Supercomput., vol. 77, no. 12, pp. 13911–13932, 2021, doi: 10.1007/s11227-021-03838-w.
- [12] M. E. Alzahrani, T. H. H. Aldhyani, S. N. Alsubari, M. M. Althobaiti, and A. Fahad, "Developing an Intelligent System with Deep Learning Algorithms for Sentiment Analysis of E-Commerce Product Reviews," Comput. Intell. Neurosci., vol. 2022, p. 3840071, 2022, doi: 10.1155/2022/3840071.
- [13] A. C. M. V. Srinivas, C. Satyanarayana, C. Divakar, and K. P. Sirisha, "Sentiment Analysis using Neural Network and LSTM," IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng., vol. 1074, no. 1, p. 012007, 2021, doi: 10.1088/1757-899x/1074/1/012007.
- [14] L. M. Ang and K. P. Seng, "GPU-based embedded intelligence architectures and applications," Electron., vol. 10, no. 8, pp. 1–20, 2021, doi: 10.3390/electronics10080952.
- [15] Y. J. Mo, J. Kim, J. K. Kim, A. Mohaisen, and W. Lee, "Performance of deep learning computation with TensorFlow software library in GPU-capable multi-core computing platforms," Int. Conf. Ubiquitous Futur. Networks, ICUFN, no. i, pp. 240–242, 2017, doi: 10.1109/ICUFN.2017.7993784.
- [16] S. Sagnika, B. S. P. Mishra, and S. K. Meher, "An attention-based CNN-LSTM model for

- subjectivity detection in opinion-mining,”
Neural Comput. Appl., vol. 33, no. 24, pp.
17425–17438, 2021, doi: 10.1007/s00521-
021-06328-5.
- [17] P. K. Jain, V. Saravanan, and R. Pamula, “A
Hybrid CNN-LSTM: A Deep Learning
Approach for Consumer Sentiment Analysis
Using Qualitative User-Generated Contents,”
ACM Trans. Asian Low-Resource Lang. Inf.
Process., vol. 20, no. 5, 2021, doi:
10.1145/3457206.
- [18] X. H. Le, H. V. Ho, G. Lee, and S. Jung,
“Application of Long Short-Term Memory
(LSTM) neural network for flood forecasting,”
Water (Switzerland), vol. 11, no. 7, 2019, doi:
10.3390/w11071387.