

Aspect-Based Sentiment Analysis Product Review Using CNN and Bidirectional LSTM

Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Produk Menggunakan CNN dan Bidirectional LSTM

Obedient Boas Jr Putro, Agustinus Jacobus, Feisy Diane Kambey

Dept. of Electrical Engineering, Sam Ratulangi University Manado, Kampus Bahu St., 95115, Indonesia

e-mails : obedientjunior@gmail.com, a.jacobus@unsrat.ac.id, feisykambey@unsrat.ac.id

Received: 25 July 2024; revised: 24 January 2025; accepted: 02 March 2025

Abstract — *The COVID-19 pandemic has transformed consumer lifestyles in Indonesia, notably increasing the use of e-commerce platforms due to social restrictions. This shift has influenced how consumers evaluate product quality, making consumer reviews a crucial element in purchasing decisions. Traditional sentiment analysis falls short in providing detailed insights into product aspects, making Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) a promising solution. Deep learning models like Convolutional Neural Network (CNN) and Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) offer high accuracy in sentiment analysis. This study analyzes consumer sentiment towards e-commerce product aspects in Indonesia by applying ABSA, addressing the challenges of implementation in the Indonesian language, and measuring the accuracy and effectiveness of the hybrid CNN Bi-LSTM model. The methodology includes dataset preprocessing, aspect extraction and sentiment classification, data training and prediction, and model evaluation. The results show that the CNN Bi-LSTM model achieves an average accuracy of 90% for aspect extraction and 92% for sentiment classification. In conclusion, despite dataset limitations, optimal data preparation and the hybrid model effectively facilitate ABSA.*

Key Word — ABSA; CNN; Bi-LSTM; Accuracy; Hybrid Model

Abstrak — Pandemi COVID-19 telah mengubah gaya hidup konsumen di Indonesia, terutama melalui peningkatan penggunaan platform e-commerce akibat pembatasan sosial. Perubahan ini mempengaruhi cara konsumen menilai kualitas produk, menjadikan ulasan konsumen elemen kunci dalam keputusan pembelian. Analisis sentimen tradisional tidak memadai untuk memberikan pemahaman mendetail tentang aspek produk, sehingga Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) menjadi solusi yang menjanjikan. Model deep learning seperti Convolutional Neural Network (CNN) dan Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) menawarkan akurasi tinggi dalam analisis sentimen. Penelitian ini menganalisis sentimen konsumen terhadap aspek produk e-commerce di Indonesia dengan menerapkan ABSA, menghadapi tantangan implementasi dalam bahasa Indonesia, dan mengukur akurasi serta efektivitas model hybrid CNN Bi-LSTM. Metodologi meliputi preprocessing dataset, aspect extraction dan sentiment classification, data training dan prediction, serta evaluasi model. Hasil menunjukkan model CNN Bi-LSTM memiliki akurasi rata-rata 90% untuk aspect extraction dan 92% untuk sentiment classification. Kesimpulannya, data preparation optimal meskipun ada keterbatasan dataset, dan model hybrid efektif untuk ABSA.

Kata kunci — ABSA; CNN; Bi-LSTM; Akurasi; Hybrid Model

I. PENDAHULUAN

Pandemi COVID-19 telah mengubah gaya hidup konsumen secara signifikan di seluruh dunia, termasuk di Indonesia. Salah satu dampak utamanya adalah peningkatan penggunaan platform e-commerce yang menjadi lebih populer hingga pada saat ini. Hal ini diakibatkan karena pembatasan sosial dan lockdown yang mengharuskan banyak orang untuk mengurangi kunjungan ke toko fisik, sehingga memicu peningkatan terhadap ketergantungan pada belanja online menggunakan platform e-commerce. [1]

Perkembangan industri e-commerce yang sangat pesat ini, berdampak pada bagaimana pelanggan memastikan kualitas dari suatu produk. Ulasan atau umpan balik yang diberikan oleh konsumen dari suatu produk menjadi salah satu elemen kunci yang mempengaruhi keputusan pembelian. Hal ini didasari pada sebuah survei yang dilakukan oleh BrightLocal pada tahun 2022, menunjukkan bahwa sebanyak 43 persen konsumen membaca ulasan saat sedang menelusuri suatu produk di e-commerce. Hal ini didukung oleh sebuah penelitian dengan judul “Pengaruh Harga, Promosi, Dan Ulasan Produk Terhadap Keputusan Pembelian Melalui Aplikasi Shopee” oleh Ainun dkk, mengatakan bahwa ulasan online memiliki pengaruh yang sangat signifikan dalam membentuk kepercayaan konsumen dan menjadi sumber informasi yang dapat diandalkan dalam membuat keputusan pembelian. [2]

Analisis sentimen adalah studi tentang sentimen yang diungkapkan oleh konsumen. Namun metode ini tidak memadai untuk memberikan pemahaman yang mendetail mengenai aspek produk dari sebuah ulasan. Sebuah penelitian dengan judul “Sentimen Analisis Aplikasi E-Commerce Berdasarkan Ulasan Pengguna Menggunakan Algoritma Stochastic Gradient Descent” oleh Kurnia dkk, memberikan contoh hasil analisis sentimen berupa visualisasi positif dan negatif dari suatu ulasan tanpa memberikan keterangan aspek dari produk itu sendiri. [3]

Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih terfokus dan terperinci dalam menganalisis sentimen konsumen terhadap aspek-aspek tertentu dari suatu produk. Dalam konteks ini, *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) muncul sebagai solusi yang menjanjikan. Pada sebuah penelitian mengenai “Aspect-Based Sentiment Analysis for Tourist Reviews” oleh Muthukrishnan dkk., menjelaskan bahwa ABSA ditujukan untuk fokus pada satu aspek layanan atau produk. Sehingga kita dapat memahami lebih detail terhadap ulasan

pelanggan mengenai fitur atau atribut tertentu dari suatu produk, seperti: kualitas produk, fitur produk, layanan pelanggan, pengiriman dan lain sebagainya. [4]

Model *deep learning Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (LSTM) akan menjadi pilihan yang tepat dalam kasus ini. Berdasarkan penelitian mengenai “Insights of strength and weakness of evolving methodologies of sentiment analysis” oleh Nasreen Taj dkk, menyatakan bahwa CNN and Bi-LSTM memiliki akurasi yang tinggi dibandingkan dengan *deep learning*, *unsupervised learning* dan *hybrid approach* dalam konteks produk/layanan dan ulasan. [5]

Dengan menerapkan ABSA pada ulasan produk e-commerce, peneliti bertujuan untuk melakukan *Aspect-Based Sentiment Analysis* dalam ulasan produk di e-commerce dengan menggunakan *hybrid model* CNN-BiLSTM, dimana layer CNN berperan untuk mengenali pola karakter dalam suatu kata dan layer BiLSTM berperan untuk mengenali konteks kalimat. Selain itu, implementasi ABSA di lingkungan e-commerce diharapkan juga dapat membantu peningkatan kualitas layanan dan produk bagi penjual yang terlibat dalam e-commerce, serta dapat memberikan peningkatan pengalaman pengguna dalam menggunakan layanan platform e-commerce dan menciptakan lingkungan belanja yang lebih optimal dan efisien bagi pengguna platform e-commerce.

Penelitian ini bermanfaat dalam meningkatkan layanan dan strategi pemasaran bagi penyedia produk atau layanan e-commerce, mempermudah pengguna dalam menilai ulasan produk, membantu platform e-commerce memahami evaluasi konsumen untuk meningkatkan pengalaman pengguna, serta memberikan kontribusi pada literatur terkait analisis sentimen dalam konteks e-commerce di Indonesia.

A. Penelitian Terkait

Sera dkk [6], melakukan penelitian untuk mengeksplorasi pentingnya ulasan konsumen dalam mempengaruhi keputusan pembelian di platform e-commerce Bukalapak, serta mengisi kesenjangan dalam penelitian analisis sentimen yang berfokus pada bahasa Indonesia. Metode yang digunakan meliputi pengumpulan data ulasan produk dari Bukalapak, preprocessing data, dan penerapan teknik Natural Language Processing (NLP) untuk menganalisis sentimen dari ulasan tersebut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ulasan konsumen memiliki peran penting dalam keputusan pembelian, dan menggarisbawahi kurangnya penelitian tentang analisis sentimen dalam konteks bahasa Indonesia.

Alqaryouti dkk [7], melakukan perbandingan efektivitas antara Sentiment Analysis (SA) umum dan Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) dalam konteks ulasan data pemerintah cerdas. Penelitian ini menggunakan metode pengumpulan data ulasan dari platform pemerintah, diikuti dengan penerapan teknik SA dan ABSA untuk menganalisis data dan membandingkan hasilnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ABSA lebih efektif dalam menangkap nuansa sentimen dibandingkan dengan SA umum, terutama dalam konteks ulasan pemerintah.

Nasreen Taj & Girisha [5], melakukan identifikasi kelebihan dan kelemahan metodologi CNN dan Bidirectional LSTM dalam analisis sentimen ulasan produk dan layanan. Metode yang digunakan termasuk pengumpulan ulasan produk, preprocessing data, dan penerapan serta evaluasi performa model CNN dan Bi-LSTM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN unggul dalam mengidentifikasi fitur lokal dari data teks, sedangkan Bi-LSTM lebih baik dalam menangkap dependensi jangka panjang dalam ulasan.

Sabeeh & Dewang [8], mengevaluasi akurasi model CNN dalam mengklasifikasikan kategori aspek dari analisis sentimen ulasan. Penelitian ini melibatkan pengumpulan data ulasan, preprocessing data, serta penerapan model CNN untuk melakukan Aspect Category Classification. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN memiliki akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan aspek-aspek sentimen dari ulasan, menjadikannya alat yang efektif untuk analisis sentimen berbasis aspek.

Wang dkk [9], Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas Bidirectional LSTM yang dilengkapi dengan mekanisme attention dalam melakukan Opinion Target Aspect Extraction. Metode yang digunakan mencakup pengumpulan data ulasan, preprocessing data, dan penerapan model attention-based Bi-LSTM untuk ekstraksi dan klasifikasi aspek sentimen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model attention-based Bi-LSTM secara signifikan meningkatkan akurasi dalam ekstraksi dan klasifikasi aspek sentimen dibandingkan dengan model LSTM tradisional.

Jagdale dkk. [10], mengembangkan metode yang efisien dalam pengumpulan data ulasan produk dari platform e-commerce dan melakukan data preprocessing untuk analisis sentimen. Penelitian ini menggunakan teknik machine learning untuk mengumpulkan data ulasan, melakukan preprocessing, dan menganalisis sentimen dari ulasan tersebut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa langkah-langkah preprocessing yang tepat, seperti tokenisasi dan stemming, secara signifikan meningkatkan akurasi model analisis sentimen.

Meng dkk [11], melakukan peningkatan akurasi analisis sentimen berbasis aspek dengan menggunakan model CNN-BiLSTM yang ditingkatkan dengan mekanisme attention. Metode yang digunakan termasuk pengumpulan dan preprocessing data, serta penerapan model Feature Enhanced Attention CNN-BiLSTM untuk analisis sentimen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ini memberikan kinerja yang lebih baik dalam mengidentifikasi aspek dan sentimen terkait dibandingkan dengan model konvensional.

Cahyadi & Khodra [12], melakukan penelitian untuk mengevaluasi tingkat akurasi model CNN dan Bi-LSTM dalam melakukan Aspect-Based Sentiment Analysis. Metode yang digunakan meliputi pengumpulan data ulasan, preprocessing data, dan penerapan serta evaluasi performa model CNN dan Bi-LSTM dalam menganalisis sentimen berbasis aspek. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi CNN dan Bi-LSTM memberikan tingkat akurasi yang tinggi dalam analisis sentimen berbasis aspek, menjadikannya pendekatan yang efektif untuk tugas ini.

B. Aspect-Based Sentiment Analysis

Aspect-Based Sentiment Analysis (ASBA) merupakan variasi dari analisis sentimen. ASBA memungkinkan untuk mengidentifikasi fitur-fitur spesifik dalam suatu kalimat pada ulasan produk yang membutuhkan perbaikan berdasarkan umpan balik pelanggan. Dengan demikian, perusahaan dapat menyesuaikan produk mereka untuk memenuhi kebutuhan dan harapan pelanggan, menjadikannya lebih unggul di pasar. ASBA tidak hanya mengidentifikasi aspek-aspek yang disebutkan dalam ulasan, tetapi juga menentukan sentimen yang terkait dengan setiap aspek tersebut. [7]

C. Word Embedding

Word embedding adalah teknik parameterisasi yang memetakan setiap kata ke dalam vektor berdimensi tinggi. Salah satu keunggulan utama dari word embedding adalah kemampuannya untuk bekerja tanpa memerlukan anotasi manual, karena dapat dihasilkan langsung dari korpus teks yang tidak teranotasi. [8]

Word embedding dapat dibangun dari dataset spesifik yang dimiliki atau dengan memanfaatkan pre-trained word embeddings yang sudah ada. Pre-trained word embeddings adalah vektor yang telah dilatih pada dataset besar dalam domain tertentu dan dapat diterapkan untuk menyelesaikan masalah serupa dalam domain yang berbeda. Namun, sangat penting untuk menyesuaikan penggunaan word embedding dengan domain spesifik dari masalah yang dihadapi. Sebagai contoh, word embedding yang dilatih pada korpus biomedik akan kurang cocok jika digunakan untuk masalah yang berhubungan dengan berita atau teks dari Wikipedia. [11]

D. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Networks (CNN) adalah jaringan saraf tiruan berlapis-lapis yang mampu mendeteksi fitur kompleks dalam data, seperti mengekstraksi fitur dari data gambar dan teks. CNN biasa digunakan dalam computer vision seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi gambar. Namun, belakangan ini CNN juga telah diterapkan pada masalah teks, seperti klasifikasi teks sentimen. Memberi pengetahuan kepada pembaca bagaimana esensi dari identitas nasional di Indonesia, serta memberikan penjelasan mengenai sejarah yang terjadi di Indonesia yang menyebabkan terbentuknya suatu identitas nasional yang menjadi keunikan dari Indonesia. [13]

E. Bidirectional Long Short-term Memory

Bidirectional Long-Short-Term Memory (Bi-LSTM) adalah metode yang memungkinkan neural network untuk memproses informasi urutan dalam dua arah: ke belakang (dari masa depan ke masa lalu) dan ke depan (dari masa lalu ke masa depan). Dalam Bi-LSTM, input mengalir dalam dua arah, membedakannya dari LSTM biasa. Pada LSTM biasa, input hanya mengalir dalam satu arah, baik ke belakang atau ke depan. Namun, pada Bi-LSTM, input dapat mengalir dalam kedua arah untuk mempertahankan informasi masa depan dan masa lalu. [14]

F. CNN – Bi-LSTM Hybrid Model

Model hybrid CNN-BiLSTM menggabungkan keunggulan dari kedua pendekatan ini: pengenalan pola lokal dari CNN dan pemahaman kontekstual dari BiLSTM. Lapisan CNN mampu menangkap fitur lokal yang kemudian diteruskan ke lapisan BiLSTM untuk memahami konteks secara lebih luas. Misalnya, dalam kalimat "Kualitas kamera sangat bagus tetapi daya tahan baterai pendek," CNN dapat mengenali fitur lokal seperti "kualitas kamera," "sangat bagus," "daya tahan baterai," dan "pendek". Namun, CNN mungkin tidak efektif dalam menangkap kontras yang diindikasikan oleh kata "tetapi," yang menunjukkan sentimen positif terhadap "kualitas kamera" dan sentimen negatif terhadap "daya tahan baterai." Sebaliknya, BiLSTM memproses kalimat dalam dua arah, menangkap ketergantungan jangka panjang dan mengenali sentimen positif terhadap "kualitas kamera" dengan konteks "sangat bagus," serta sentimen negatif terhadap "daya tahan baterai" dengan konteks "pendek," serta kontras yang diperkenalkan oleh "tetapi." Dengan menggabungkan kedua metode ini, model CNN-BiLSTM mampu mengekstraksi pola lokal dan juga memahami konteks dan ketergantungan dalam kalimat, membuatnya sangat efektif untuk ekstraksi aspek dan klasifikasi sentimen. [15]

II. METODE PENELITIAN

A. Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini telah dibentuk tahapan-tahapan yang akan digunakan sebagai acuan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.

1) Studi Literatur

Penelitian dimulai dengan studi literatur melalui pembelajaran dari pustaka dan teori dasar untuk mendapatkan pemahaman mengenai konsep, metode dan solusi dari permasalahan yang akan dikembangkan. Referensi yang digunakan dalam studi literatur ini dapat diperoleh dari referensi *online* seperti *e-journal*, artikel ilmiah, buku elektronik dan sumber daya *online* lainnya. Tujuan dari tahap ini adalah agar peneliti lebih memahami mengenai konsep dari *aspect-based sentiment analysis* menggunakan CNN dan Bi-LSTM.

2) Studi Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset mengenai *review* produk dari *e-commerce* di Indonesia yang diambil dari *repository github* oleh *revanmd*. Berdasarkan referensi dari *github*, dataset tersebut diperoleh melalui proses *crawling* dari *website e-commerce* yang berada di Indonesia dan belum melalui proses *data cleaning* maupun *data preprocessing*. Sehingga untuk melakukan studi dataset ini, akan digunakan metode pemahaman dataset *word cloud*.

3) Data Cleaning

Pada tahap ini, dataset yang diperoleh akan dibersihkan dari *noise* maupun nilai yang tidak tentu, hal ini dilakukan untuk menjaga kualitas dataset tetap baik untuk di proses sebelum dilakukan *training*. Tahap ini memiliki beberapa proses yang perlu dilakukan, yaitu: menghapus nilai *null*, penghapusan *tag*

html dan *urls*, penghapusan *emoticons* dan *emojis*, normalisasi tanda baca, *spell correction*, menghapus *stopwords*, melakukan *stemming*, dan melakukan *sentence tokenization*.

4) Data Labeling

Setelah melalui proses *data cleaning*, tahap selanjutnya adalah tahap *data labeling* atau pelabelan data. Hal ini diperlukan untuk memberikan informasi terhadap model pelatihan *deep learning* mengenai tujuan kita dalam melakukan *training*. Pada tahap ini terdapat beberapa proses yang perlu dilakukan, yaitu: *sentiment labeling*, kategori *labeling*, *POS Tagging*, dan *BIO Tagging*.

5) Data Preprocessing

Data preprocessing sebelum training bertujuan untuk memastikan data dalam kondisi optimal agar dapat meningkatkan kinerja model pembelajaran mesin. Langkah-langkah ini meliputi normalisasi atau standarisasi data, encoding data kategorikal, pembagian data menjadi set pelatihan dan pengujian, serta penanganan missing values atau outliers. Dengan melakukan preprocessing, data menjadi lebih terstruktur dan siap untuk diproses oleh algoritma pembelajaran, sehingga model dapat dilatih lebih efektif dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

6) Training Model

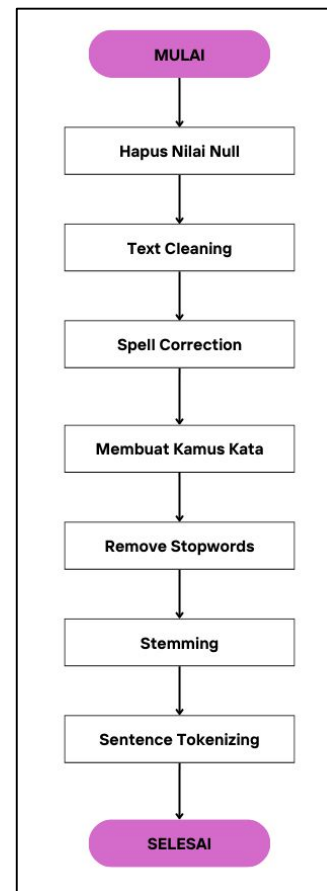
Training data dalam deep learning bertujuan untuk mengoptimalkan model neural network agar dapat mengenali pola dan membuat prediksi dengan akurasi tinggi. Proses ini melibatkan penyesuaian bobot dan bias jaringan melalui algoritma pembelajaran, seperti backpropagation dan gradient descent, untuk meminimalkan kesalahan prediksi. Selama training, model memproses data input melalui lapisan-lapisan neuron, menghitung kesalahan, dan memperbarui parameter secara iteratif. Dengan demikian, model diharapkan mampu memahami representasi data secara mendalam dan melakukan prediksi yang akurat pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

7) Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan proses yang melibatkan penggunaan berbagai macam metrik evaluasi untuk memahami secara menyeluruh kinerja suatu model pembelajaran mesin, serta untuk mengidentifikasi dengan jelas kekuatan dan kelemahan yang dimilikinya. Pentingnya evaluasi model ini terletak pada kemampuannya untuk menilai seberapa efektif sebuah model dalam tahap penelitian awal, sementara juga memainkan peran yang krusial dalam pemantauan model tersebut. Salah satu aspek kunci dalam evaluasi model adalah untuk memastikan bahwa model atau model-model yang telah dibuat mampu berfungsi dengan baik saat dihadapkan dengan data baru, dan hal ini dapat dicapai melalui penerapan berbagai metrik evaluasi yang sesuai.

8) Membuat Website ABSA

Tahap terakhir dalam penelitian ini adalah membuat website yang akan digunakan oleh pengguna aplikasi maupun penyedia layanan *platform e-commerce* untuk melakukan *aspect-based sentiment analysis* pada ulasan produk *e-commerce*.

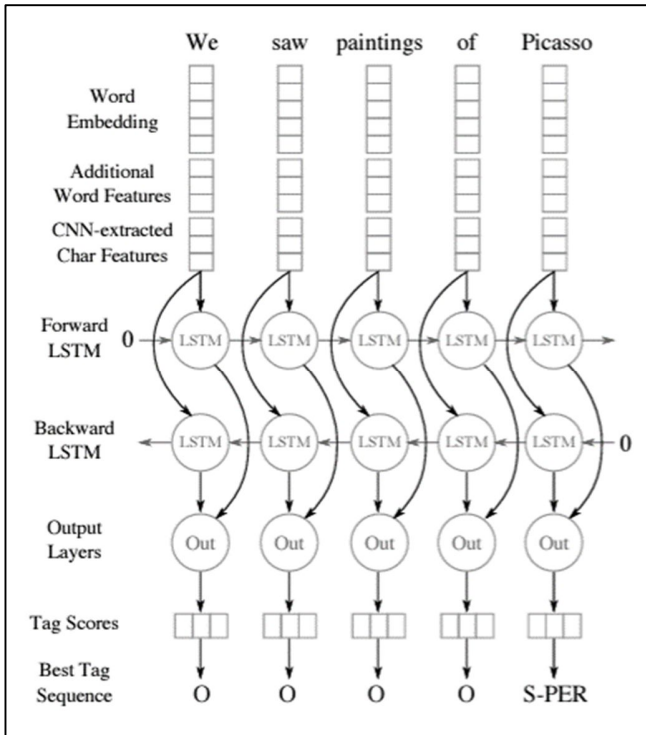


Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian

B. Arsitektur Hybrid Model CNN – Bi-LSTM

Model arsitektur pada Gambar 2 adalah model hybrid CNN-BiLSTM yang digunakan untuk tugas Named Entity Recognition (NER). Proses dimulai dengan representasi kata dalam bentuk vektor yang dikenal sebagai word embedding. Word embedding ini menyediakan representasi densitas yang rendah dari kata-kata, menangkap makna semantik mereka. Selain word embedding, fitur tambahan dari kata (seperti POS tag) dan fitur karakter yang diekstraksi oleh Convolutional Neural Network (CNN) juga ditambahkan untuk memperkaya representasi kata tersebut. Ketiga fitur ini kemudian digabungkan dan dimasukkan ke dalam Long Short-Term Memory (LSTM) layer.

LSTM digunakan dalam dua arah (forward dan backward), yang dikenal sebagai Bidirectional LSTM (BiLSTM). Lapisan BiLSTM ini memungkinkan model untuk memahami konteks dari kedua arah, memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang urutan kata dalam kalimat. Output dari BiLSTM kemudian masuk ke lapisan output untuk menghasilkan skor tag. Skor tag ini kemudian digunakan untuk menentukan urutan tag terbaik menggunakan algoritma decoding seperti Fully Connected Layer. Pada akhirnya, setiap kata dalam kalimat diberi tag NER, seperti "O" untuk non-entity dan "S-PER" untuk person.



Gambar 2. Model Arsitektur Hybrid CNN-BiLSTM

Secara keseluruhan, model ini memanfaatkan kekuatan kombinasi dari CNN untuk fitur karakter dan BiLSTM untuk konteks sekuensial, memberikan kinerja yang lebih baik dalam tugas NER.

Berdasarkan teori diatas maka arsitektur ini akan digunakan dalam penelitian ini, namun dibandingkan menggunakan NER *tagging*, peneliti akan menggunakan BIO *Tagging* sebagai penggantinya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Data Perparation

Hasil penggabungan dataset ulasan produk yang kemudian disimpan kedalam file *CSV* memiliki total ulasan sebanyak 21598 baris (ulasan) dan memiliki 2 kolom, yaitu: kolom *review* dan kolom *rating*. Namun dataset masih memiliki banyak *noise* dan perlu dilakukan *data cleaning*.

B. Data Cleaning

Setelah dilakukan *data cleaning* pada setiap kalimat ulasan pada dataset, maka hasil dari proses ini akan di buat kedalam satu file *CSV* baru untuk lanjut pada proses labeling dengan total data adalah sebanyak 34650 baris. *Data cleaning* yang dilakukan antara lain, yaitu: cek nilai *null*, penghapusan *url*, penghapusan *emoticon* dan *emoji*, dan normalisasi tanda baca.

C. Data Labeling

Setelah melakukan *data cleaning*, kemudian akan dilakukan *data labeling*. Hasil akhir dari dataset setelah proses *data labeling* akan memiliki BIO Tag, POS Tag, Word Token dan lain sebagainya. Kemudian perlu ditampilkan untuk jumlah kata dari hasil BIO Tag beserta frekuensinya, dapat diperhatikan pada gambar 4.

	Tag	Count
0	B-ASP-PENGIRIMAN	4028
1	B-SENT	21557
2	B-ASP-KUALITAS	15446
3	0	15986
4	I-ASP-PENGIRIMAN	18
5	I-SENT	1479
6	B-ASP-HARGA	777
7	B-ASP-PELAYANAN	2694
8	I-ASP-KUALITAS	478
9	I-ASP-PELAYANAN	81
10	I-ASP-HARGA	6

Gambar 3. Frekuensi BIO Tag Dataset

D. Data Preprocessing

Hasil dari *data preprocessing*, memiliki *padded sequences* sebanyak 17743 *sequence* dengan dimensi 50. Kemudian terdapat 11 tag yang digunakan sesuai dengan Gambar 5. Untuk keberagaman kata terdapat 6785 kata yang digunakan sebagai *embedding matrix* dengan dimensi 300. Untuk pembagian dataset akan dibagi menjadi 16000 dataset training dan 2000 dataset pengujian.

E. Training Model

Training model untuk *aspect extraction* dilakukan sebanyak 10 epochs, 32 batch dan berdasarkan hasil training yang dilakukan terhadap model seperti pada gambar 4.22, didapatkan validation test score sebesar 99.79% dengan loss 1.16%..

Training model untuk *sentiment classification* dilakukan sebanyak 10 epochs, 32 batch size dengan menerapkan early stopping untuk mencegah terjadinya overfitting pada model hasil training. Berdasarkan hasil training yang dilakukan terhadap model, didapatkan validation test score sebesar 88.17% dan loss sebesar 42%.

F. Evaluasi Model

1) Aspect Extraction

Hasil prediksi dari model yang telah di training terbilang cukup baik, dengan tingkat validasi akurasi diatas 90% dan loss disekitar 1%, namun dapat dikatakan model ini mendekati overfitting. Untuk melakukan pengujian terhadap model, maka dilakukan prediksi terhadap sebuah kalimat uji yang telah disiapkan. Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, dari 8 kata dari 1 kalimat dan hasilnya, bahwa model salah memprediksi 1 kata dari BIO tag tetapi benar untuk kategori, lebih jelasnya dapat memperhatikan Tabel 1.

Evaluasi model aspect extraction dapat dikatakan cukup bagus, walaupun dalam beberapa aspek atau tag tertentu hasil training sangat tidak akurat dan memiliki indikasi overfitting. Untuk evaluasi melalui classification report dapat dilihat bahwa rata-rata akurasi ada di sekitar 90%, dengan rata-rata precision 96%, recall 83% dan f1-score 84%. Hal ini diakibatkan karena terdapat 2 tag yang mendapatkan recall dan f1-score di 0%, karena kekuarangan data untuk training.

TABEL 1.
HASIL PREDIKSI ASPECT EXTRACTION

Word	Predicted Tag	True Tag
vape	B-KUALITAS	B-KUALITAS
mod	I-KUALITAS	I-KUALITAS
sangat	B-SENT	B-SENT
bagus	B-SENT	I-SENT
tapi	O	O
kurir	B-PENGIRIMAN	B-PENGIRIMAN
tidak	B-SENT	B-SENT
ramah	I-SENT	I-SENT

2) Sentiment Classification

Hasil prediksi dari model yang telah di training terbilang cukup baik, dengan tingkat validasi akurasi diatas 85%, namun loss yang dihasilkan cukup tinggi, yaitu sekitar 34%. Untuk melakukan pengujian terhadap model, maka dilakukan prediksi terhadap sebuah kalimat uji yang telah disiapkan. Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, dari 3 kalimat yang diujikan, ditunjukkan bahwa model berhasil memprediksi seluruh sentiment dengan benar, untuk lebih jelasnya silahkan memperhatikan Tabel 2.

Evaluasi model untuk CNN BiLSTM dalam melakukan sentiment classification dapat dikatakan cukup bagus. Untuk evaluasi melalui classification report dapat dilihat bahwa rata-rata akurasi ada di sekitar 92%, dengan rata-rata precision 93%, recall 92% dan f1-score 92%.

G. Integrasi Model Penggunaan

Berdasarkan alur penggunaan pada Gambar 4, maka program awalnya akan menerima *input* dari pengguna. *Input* dapat berupa teks atau dataset yang akan dilakukan analisis. Hasil input tersebut akan dilakukan text cleaning sesuai dengan tahap pada saat pengolahan data. Namun pada tahap *text cleaning* ini, hanya dilakukan penghapusan *url*, *emoji*, *emoticon* dan juga akan dilakukan *stemming* pada kalimat.

Kemudian teks dari sebuah ulasan akan melewati tahap aspect extraction untuk dilakukan prediksi *BIO Tag* agar dapat mengumpulkan dan membuat kamus dari kata-kata yang mengandung aspek dan juga sentimen, yang akan digunakan sebagai acuan dalam melakukan *sentence tokenizing*. Hal ini bertujuan agar kalimat panjang yang ada dalam dataset dapat terpecah menjadi beberapa kalimat yang memiliki aspek dan juga sentimennya sendiri, sehingga kualitas data tetap terjaga dan menyingkirkan kalimat yang tidak perlu atau tidak akan digunakan pada *training* nanti. Setelah melewati tahap *sentence tokenizing*, maka akan di ekstrak kategori dari masing-masing kalimat dan setiap kalimat akan dilakukan klasifikasi sentimen. Hasil dari output kedua tahap tersebut akan dilakukan perhitungan presentase untuk ditampilkan kepada pengguna aplikasi.

H. Website ABSA

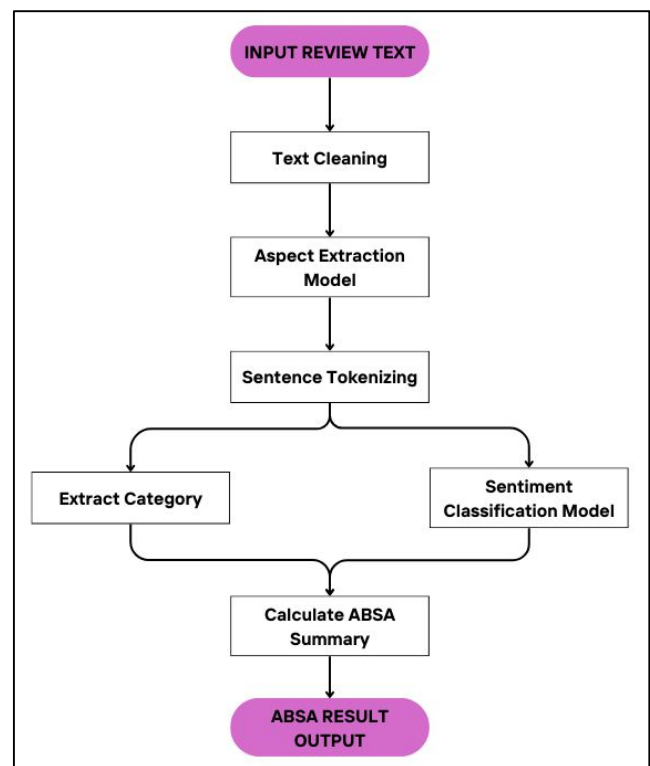
Dari hasil desain tampilan website dan juga dari segi informasi yang ditampilkan, diharapkan pengguna dapat dengan mudah memahami informasi dari hasil analisis tersebut.

Tampilan dibuat dengan sederhana dan informasi ditampilkan se jelas mungkin agar pengguna dapat dengan memahami hasil dari aspect-based sentiment analysis ini. Tampilan ini memberikan informasi mengenai hasil prediksi dari *input* yang dilakukan oleh pengguna *website*.

Terdapat perbedaan pada halaman yang akan menampilkan hasil prediksi, sehingga pada halaman ini akan dibagi menjadi 2 bagian halaman. Pada saat pengguna melakukan input teks, maka hasil yang ditampilkan akan berupa tabel. Tabel tersebut akan berisikan informasi mengenai tiap kalimat yang telah dibagi sesuai dengan konteksnya dan dilakukan prediksi, tampilan halaman dapat diperhatikan pada gambar 5. Jika

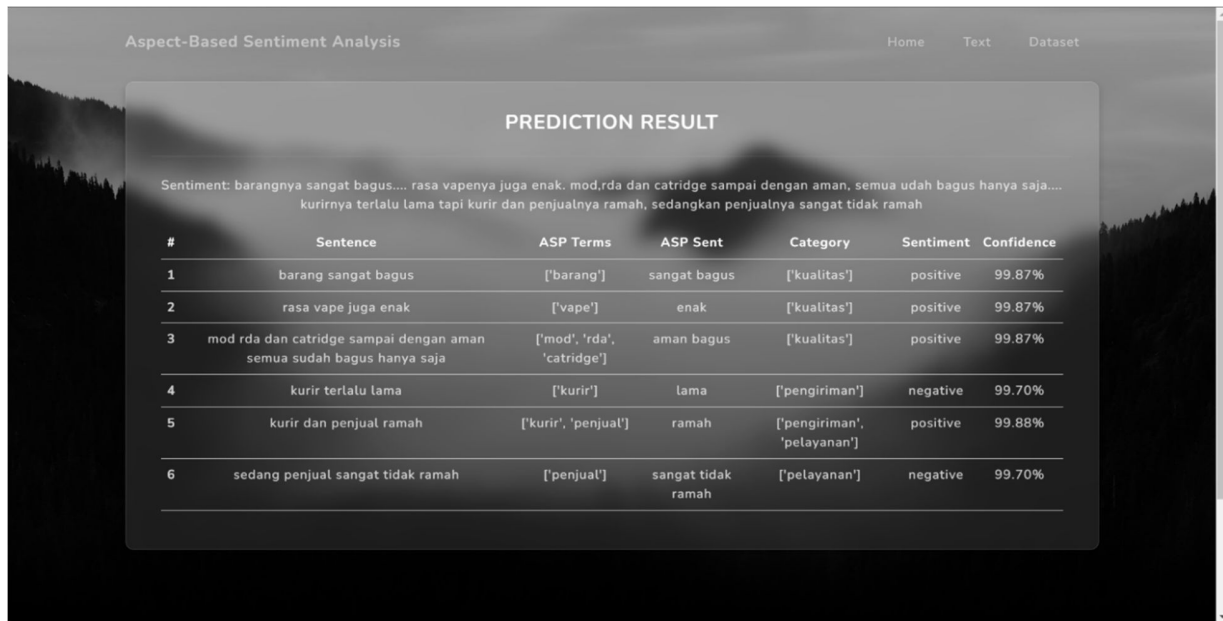
pengguna melakukan input dataset, maka hasil yang akan ditampilkan adalah berupa visualisasi chart dari masing-masing kategori yang telah diprediksi dapat memperhatikan gambar 6.

Gambar 4. Alur Penggunaan Model Aspect-based Sentiment Analysis



TABEL 2.
HASIL PREDIKSI SENTIMENT CLASSIFICATION

Sentence	Predicted Sentiment	True Sentiment
produk bagus tapi kurir lama	neutral	neutral
produk sangat bagus	positive	positive
penjualnya tidak ramah	negative	negative



Aspect-Based Sentiment Analysis

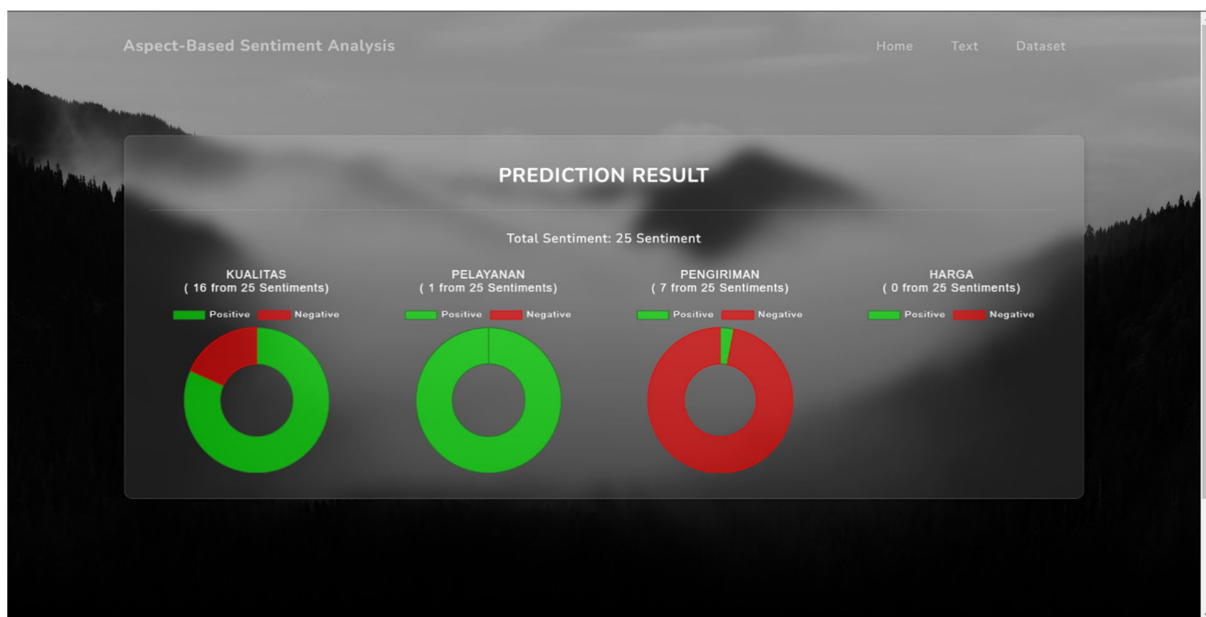
Home Text Dataset

PREDICTION RESULT

Sentiment: barangnya sangat bagus.... rasa vapenya juga enak. mod,rda dan catridge sampai dengan aman, semua udah bagus hanya saja.... kurirnya terlalu lama tapi kurir dan penjualnya ramah, sedangkan penjualnya sangat tidak ramah

#	Sentence	ASP Terms	ASP Sent	Category	Sentiment	Confidence
1	barang sangat bagus	['barang']	sangat bagus	['kualitas']	positive	99.87%
2	rasa vape juga enak	['vape']	enak	['kualitas']	positive	99.87%
3	mod rda dan catridge sampai dengan aman semua sudah bagus hanya saja	['mod', 'rda', 'catridge']	aman bagus	['kualitas']	positive	99.87%
4	kurir terlalu lama	['kurir']	lama	['pengiriman']	negative	99.70%
5	kurir dan penjual ramah	['kurir', 'penjual']	ramah	['pengiriman', 'pelayanan']	positive	99.88%
6	sedang penjual sangat tidak ramah	['penjual']	sangat tidak ramah	['pelayanan']	negative	99.70%

Gambar 5. Tampilan Website ABSA Input Text Prediction Result



Gambar 6. Tampilan Website ABSA Input Dataset Prediction Result

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut. Pertama, data preparation dalam penelitian ini dianggap cukup optimal, melibatkan tahap cleaning, labeling, dan preprocessing, mengingat dataset yang diolah diperoleh dari crawling. Namun, kualitas data masih jauh dari sempurna, dengan banyak kata yang salah eja atau belum diperpanjang karena terbatasnya kamus yang digunakan. Kedua, hasil pelatihan model hybrid CNN-BiLSTM untuk aspect extraction menunjukkan kinerja yang baik dengan rata-rata precision 96%, recall 83%, dan f1-score 84%. Layer CNN unggul dalam mengekstraksi fitur dari kata yang telah

ditokenisasi dan diembedding ke dalam sequence, sedangkan layer BiLSTM efektif mencocokkan fitur sesuai aturan BIO tagging, menghasilkan prediksi yang cukup akurat. Meski demikian, terdapat indikasi overfitting, dengan validation test score sebesar 99.79% dan loss 1.16%, serta hasil tes yang tidak konsisten. Ketiga, hasil pelatihan model hybrid CNN-BiLSTM untuk sentiment classification juga menunjukkan kinerja yang baik dengan rata-rata precision 93%, recall 92%, dan f1-score 92%. Meskipun validation test score sebesar 88.17% dan loss 42% lebih rendah dibandingkan model aspect extraction, model ini tetap cukup akurat dalam memprediksi sentimen.

Berdasarkan kekurangan yang diidentifikasi dalam kesimpulan, peneliti memberikan beberapa saran untuk penelitian selanjutnya. Pertama, dalam proses data preparation,

disarankan untuk menggunakan pre-trained model untuk spell-correction dalam bahasa Indonesia, meskipun hal ini akan memakan waktu yang cukup lama. Kedua, untuk aspect extraction, disarankan menambahkan layer untuk input character embedding dan POS embedding agar dapat memanfaatkan lebih lanjut fitur yang diekstraksi oleh layer CNN. Ketiga, penambahan attention layer atau enhanced attention layer ke dalam model BiLSTM atau model hybrid diharapkan dapat menentukan kata sentimen terbaik yang terkait dengan aspek tertentu, sehingga analisis sentimen tetap konsisten dalam konteks.

V.KUTIPAN

- [1] A. Maulana, N. R. Arjun, F. Akbar, N. Suryanti Ayu, and H. Firmansyah, "Peran E-Commerce di Tengah Pandemi terhadap Gaya Hidup Masyarakat Indonesia Masa Kini," *Journal of Education and Technology*, vol. 1, no. 1, 2021.
- [2] A. Ghofur Ainun Najib and A. Noor Adriana, "Pengaruh Harga, Promosi, dan Ulasan Produk Terhadap Keputusan Pembelian Melalui Aplikasi Shopee," *Jurnal Syntax Fusion*, vol. 2, no. 01, 2022, doi: 10.54543/fusion.v2i01.145.
- [3] W. Kurnia, "Sentimen Analisis Aplikasi E-Commerce Berdasarkan Ulasan Pengguna Menggunakan Algoritma Stochastic Gradient Descent," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 4, no. 1, 2023.
- [4] H. Muthukrishnan, C. P. Thamil Selvi, M. Deivakani, V. Subashini, N. J. Savitha, and S. Gowdham Kumar, "Aspect-based sentiment analysis for tourist reviews," *Ann Rom Soc Cell Biol*, vol. 25, no. 3, 2021.
- [5] M. B. Nasreen Taj and G. S. Girisha, "Insights of strength and weakness of evolving methodologies of sentiment analysis," *Global Transitions Proceedings*, vol. 2, no. 2, 2021, doi: 10.1016/j.gltp.2021.08.059.
- [6] E. Sera, H. Hazriani, M. Mirfan, and Y. Yuyun, "Analisis Sentimen Ulasan Produk di E-Commerce Bukalapak Menggunakan Natural Language Processing," *Prosiding SISFOTEK*, 2023.
- [7] O. Alqaryouti, N. Siyam, A. Abdel Monem, and K. Shaalan, "Aspect-based sentiment analysis using smart government review data," *Applied Computing and Informatics*, vol. 20, no. 1–2, 2024, doi: 10.1016/j.aci.2019.11.003.
- [8] A. Sabeeh and R. K. Dewang, "Comparison, classification and survey of aspect based sentiment analysis," in *Communications in Computer and Information Science*, 2019, doi: 10.1007/978-981-13-3140-4_55.
- [9] Y. Wang, M. Huang, L. Zhao, and X. Zhu, "Attention-based LSTM for aspect-level sentiment classification," in *EMNLP 2016 - Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Proceedings*, 2016, doi: 10.18653/v1/d16-1058.
- [10] R. S. Jagdale, V. S. Shirsat, and S. N. Deshmukh, "Sentiment analysis on product reviews using machine learning techniques," in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2019, doi: 10.1007/978-981-13-0617-4_61.
- [11] W. Meng, Y. Wei, P. Liu, Z. Zhu, and H. Yin, "Aspect Based Sentiment Analysis with Feature Enhanced Attention CNN-BiLSTM," *IEEE Access*, vol. 7, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2952888.
- [12] A. Cahyadi and M. L. Khodra, "Aspect-Based Sentiment Analysis Using Convolutional Neural Network and Bidirectional Long Short-Term Memory," in *ICAICTA 2018 - 5th International Conference on Advanced Informatics: Concepts Theory and Applications*, 2018, doi: 10.1109/ICAICTA.2018.8541300.
- [13] Y. Widhiyana, T. Semiawan, I. Gibran, A. Mudzakir, and M. R. Noor, "Penerapan Convolutional Long Short-Term Memory untuk Klasifikasi Teks Berita Bahasa Indonesia (Convolutional Long Short-Term Memory Implementation for Indonesian News Classification)," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 10, no. 4, 2021.
- [14] J. Sangeetha and U. Kumaran, "A hybrid optimization algorithm using BiLSTM structure for sentiment analysis," *Measurement: Sensors*, vol. 25, 2023, doi: 10.1016/j.measen.2022.100619.
- [15] J. P. C. Chiu and E. Nichols, "Named Entity Recognition with Bidirectional LSTM-CNNs," *Trans Assoc Comput Linguist*, vol. 4, 2016, doi: 10.1162/tacL_a_00104.



Obedient Boas Jr Putro lahir di Tondano, 18 Januari 2003. Jenis kelamin laki-laki, umur 17 tahun, bertempat tinggal di Wawalintouan lingkungan 1, beragama Kristen Protestan. Anak kelima dari 6 bersaudara dari pasangan Boas Misanto Putro dan Ruth Hari Susilowati. Tamatan TK Pembina Tondano (Tahun 2007 – 2008) Tamatan SD Negeri 4 Tondano (Tahun 2008 – 2014), Tamatan SMP Negeri 1 Tondano (Tahun 2014 – 2017), Tamatan SMA Negeri 1 Tondano (Tahun 2017 – 2020), Sedang menempuh pendidikan di Universitas Sam Ratulangi Manado, Fakultas Teknik, program studi Informatika.