Journal of Information System Research (JOSH)
Volume 6, No. 4, Juli 2025, pp 2010−2017
ISSN 2686-228X (media online)
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/josh/
DOI 10.47065/josh.v6i4.7475

Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Aplikasi Ruangguru Pada Platform Android dan iOS menggunakan BiLSTM

Siti Mutmainah*, Erin Eka Citra, Teguh Ansyor Lorosae, Fathir

[1]FTIK, Ilmu Komputer, Universitas Muhammadiyah Bima, Bima
Jl. Anggrek, Nae, Kec. Rasanae Barat, Kab. Bima, Nusa Tenggara Barat, Indonesia
[2]FMIPA, Ilmu Komputer, Universitas Lampung, Bandar Lampung
Jalan Prof. Dr Jl. Prof. Dr. Ir. Sumantri Brojonegoro No.1, Kota Bandar Lampung, Lampung, Indonesia
Email: siti.mutmainah.id19@gmail.com
Email Penulis Korespondensi: siti.mutmainah.id19@gmail.com
Submitted: **31/05/2025;** Accepted: **22/07/2025;** Published: **22/07/2025**

Abstrak−Analisis terhadap ulasan pengguna dapat memberikan wawasan berharga bagi pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas, namun analisis sentimen konvensional yang hanya mengelompokkan sentimen secara umum. Aspect-based Sentiment Analysis (ABSA) merupakan metode yang dapat digunakan untuk mengekstrak opini spesifik dari berbagai aspek ulasan pengguna. Penelitian ini melakukan pembandingan ABSA pada ulasan pengguna aplikasi Ruangguru di platform Android dan iOS. Data ulasan dikumpulkan dari Google Play Store dan Apple App Store, diproses, dan diklasifikasikan ke dalam polaritas sentimen menggunakan model deep learning seperti BiLSTM dengan Word2Vec. Analisis dilakukan untuk mengetahui aspek yang dibicarakan oleh pengguna dan sentimen yang terkait dengan masing-masing aspek. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model BiLSTM dengan fitur Word2Vec memberikan performa yang baik pada tugas analisis sentimen mencapai akurasi 84%. Pada tugas ekstraksi aspek model memiliki kinsrja yang sangat baik dengan nilai akurasi, presisi, recall, dan F1 Score sebesar 97%. Hasil ini menunjukkan kombinasi BiLSTM dan Word2Vec merupakan pendekatan yang efektif dalam memahami opini dan preferensi pengguna dari data teks ulasan aplikasi Ruangguru, dan berpotensi untuk diterapkan dalam pengembangan sistem analisis opini otomatis. Hasil ekstraksi aspek harga merupakan topik yang paling dominan dibicarakan pada kedua platform, diikuti oleh fitur dan bahan. Sentimen positive terhadap aspek harga mendominasi, namun ada juga proporsi sentimen negatif yang cukup signifikan, terutama pada platform Android.

Kata Kunci: Ruangguru; ABSA; BiLSTM; IOS; Android

Abstract−Analysis of user reviews can provide valuable insights for app developers in improving quality, but conventional sentiment analysis only categorizes sentiment in general terms. Aspect-based Sentiment Analysis (ABSA) is a method that can be used to extract specific opinions from various aspects of user reviews. This study compares ABSA on user reviews of Ruangguru app on Android and iOS platforms. Review data was collected from Google Play Store and Apple App Store, processed, and classified into sentiment polarity using deep learning models such as BiLSTM with Word2Vec. The analysis was conducted to find out the aspects talked about by users and the sentiment associated with each aspect. The evaluation results show that the BiLSTM model with Word2Vec features performs well on the sentiment analysis task achieving 84% accuracy. In the aspect extraction task, the model performs very well with accuracy, precision, recall, and F1 Score values of 97%. These results show that the combination of BiLSTM and Word2Vec is an effective approach in understanding user opinions and preferences from Ruangguru app review text data and has the potential to be applied in the development of automated opinion analysis systems. Price aspect extraction results are the most dominant topic discussed on both platforms, followed by features and materials. Positive sentiment towards the price aspect dominates, but there is also a significant proportion of negative sentiment, especially on the Android platform.

Keywords: Ruangguru; ABSA; BiLSTM; IOS; Android

1. PENDAHULUAN

Era digital teknologi informasi menjadi kunci, platform pendidikan online menjadi sarana pembelajaran digital. Tercatat transformasi digital berhasil meningkatkan kompetensi siswa sebesar 14% peningkatan literasi dan 27% peningkatan numerasi. Perkembangan teknologi digital telah mengubah cara masyarakat mengakses layanan pendidikan. Platform pembelajaran online dapat menjadi solusi utama untuk menjawab tantangan keterbatasan akses pendidikan yang merata. Platform e-learning berbasis teknologi yang menyediakan layanan pembelajaran interaktif, bimbingan belajar, dan tryout berbasis kurikulum nasional. Penelitian dalam analisis sentimen e-learning dan platform online telah mendapatkan perhatian yang signifikan. Beberapa penelitian telah mengeksplorasi analisis sentimen di berbagai bahasa dan domain, termasuk umpan balik e-learning bahasa Bangla [1] dan ulasan pelanggan di platform media sosial seperti Twitter untuk Shopee[2], analisis sentimen ulasan film [3] dan kepuasan siswa terhadap kinerja guru [4].

Ruangguru merupakan salah satu aplikasi pembelajaran online populer yang menawarkan pelajaran berbasis video interaktif dan latihan soal. Aplikasi ini menyediakan fasilitas pembelajaran siswa di berbagai tingkat pendidikan untuk mempersiapkan ujian nasional dan ujian sekolah. Ruangguru menyediakan berbagai layanan dan fitur yang digunakan oleh jutaan siswa dan orang tua melalui perangkat Android maupun iOS. Penelitian yang dilakukan dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Ruangguru menggunakan berbagai algoritma machine learning [5],[7],[8] dan deep learning [5]. Namun, penelitian-penelitian tersebut menunjukkan mayoritas ulasan terhadap Ruangguru cenderung positive. Penelitian tersebut umumnya terbatas pada tingkat sentimen dan

Copyright © 2025 The Author, Page 2010
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Journal of Information System Research (JOSH)
Volume 6, No. 4, Juli 2025, pp 2010−2017
ISSN 2686-228X (media online)
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/josh/
DOI 10.47065/josh.v6i4.7475

pada salah satu platform. Tidak banyak penelitian yang membandingkan persepsi pengguna antar platform Android dan iOS.

Analisis terhadap ulasan pengguna dapat memberikan wawasan berharga bagi pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas layanan. Namun, analisis sentimen konvensional yang hanya mengelompokkan sentimen secara umum sebagai positif, negatif, atau netral, sehingga belum menangkap sentimen spesifik terhadap aspek-aspek tertentu seperti harga, fitur, layanan, dan materi. Oleh karena itu, pendekatan Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) diperlukan untuk mengidentifikasi aspek yang dibahas dan sentimen yang terkait dengannya secara lebih mendalam.

Analisis Sentimen Berbasis Aspek (ABSA) merupakan sub-bidang natural language processing yang berfokus pada ekstraksi sentimen dari aspek-aspek tertentu dari suatu objek[2]. ABSA menghasilkan insight yang lebih detail dibandingkan analisis sentimen secara umum, hal ini membuatnya relevan untuk aplikasi seperti evaluasi kepuasan pelanggan dan analisis ulasan produk [9]. Penelitian sebelumnya mengeksplorasi berbagai teknik untuk ekstraksi aspek dan prediksi sentimen [10]. Pendekatan yang digunakan yaitu rule-based hingga neural network [11], [12]. Pendekatan hybrid mengabungkan leksikon dan aturan untuk menganalisis ulasan aplikasi smart government [13], model tersebut mengungguli baseline berbasis leksikon dan beberapa model machine learning [14]. Pada konteks aplikasi, aspek penting dalam memahami pengembangan yang perlu ditingkatkan atau dipertahankan oleh pengembang.

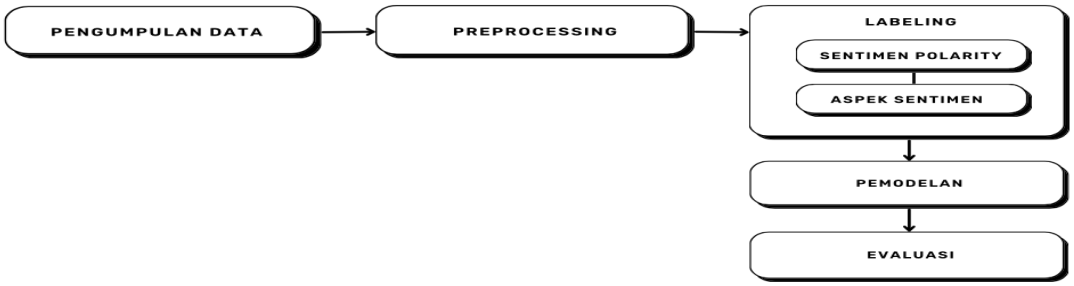
Metode deep learning menjadi pendekatan yang umum digunakan untuk ABSA [15], [16]. Penelitan sebelumnya mengeksplorasi penggabungan penyematan Word2Vec dengan arsitektur jaringan saraf untuk analisis sentimen dan tugas klasifikasi teks lainnya. Word2Vec diterapkan untuk menangkap fitur semantik dan mengubah kata menjadi vektor dengan mempertahankan makna semantik antar kata, sementara BiLSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory) mengekstrak fitur kontekstual vektor kata yang berurutan, pendekatan tersebut mengungguli hasil model tradisional [6],[7],[19]. BiLSTM menunjukan performa yang baik dalam berbagai aplikasinya [20], [21], [22], BiLSTM menggungguli model tradisional [23].

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan perbandingan studi ABSA pada aplikasi Ruangguru, mengidentifikasi aspek-aspek seperti (harga, fitur, materi, layanan) dan mengukur sentimen pengguna Android dan iOS. Penelitian ini menggunakan pendekatan deep learning Word2Vec dan BiLSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory) untuk melakukan identifikasi aspek dan klasifikasi sentimen. Hasil analisis ini diharapkan dapat memberikan gambaran mendalam mengenai perbedaan persepsi antar pengguna dari kedua platform serta rekomendasi pengembangan aplikasi lebih lanjut. Serta dapat memperkaya literatur di bidang natural language processing (NLP) dan aspect-based sentiment analysis (ABSA), khususnya dalam konteks aplikasi pendidikan dan bahasa Indonesia. Selain itu penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam dan terfokus terhadap opini pengguna aplikasi Ruangguru, baik dari sisi konten, fitur, harga, maupun aspek lainnya. Hasil analisis diharapkan akan berguna dalam pengambilan keputusan terkait pengembangan produk, peningkatan kualitas layanan, serta personalisasi pengalaman belajar pengguna.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini melakukan Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada ulasan aplikasi Ruangguru pada platform android dan IOS. Tahapan penelitian yang dilakukan disajikan pada Gambar 1, mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1.1 Pengumpulan Data

Data penelitian merupakan ulasan pengguna aplikasi Ruangguru dari Google Play Store dan App Store. Pengumpulan data dilakukan dengan teknik scraping menggunakan library google_play_scraper dan app_store_scraper. Ulasan tersebut disimpan dalam format CSV (Comma Separated Values), hal ini untuk memudahkan proses analisis lebih lanjut. Setiap ulasan mengandung satu kolom teks ulasan, sehingga kumpulan data akhir dapat digunakan untuk pelabelan dan pemodelan lebih lanjut.

Copyright © 2025 The Author, Page 2011
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Journal of Information System Research (JOSH)
Volume 6, No. 4, Juli 2025, pp 2010−2017
ISSN 2686-228X (media online)
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/josh/
DOI 10.47065/josh.v6i4.7475

2.1.2 Preprocessing

Tahap prapemrosesan untuk meningkatkan kualitas data sebelum pemodelan, tahapan prapemrosesan meliputi Case Folding yaitu mengubah semua huruf menjadi huruf kecil untuk memastikan konsistensi teks. Penghapusan Tanda Baca dan Angka, Menghapus karakter simbol dan angka karena umumnya tidak relevan untuk analisis sentimen. Tokenisasi Memecah kalimat menjadi token kata untuk diproses ke tahap selanjutnya. Normalisasi kata yaitu mengubah kata slang menjadi bentuk formal, normalisasi kata menggunakan kamus colloquial Indonesian lexicon. Stemming yaitu mereduksi kata menjadi bentuk dasarnya, misalnya dengan algoritma stemming Bahasa Indonesia "stemmer Sastrawi" sehingga variasi imbuhan tidak menciptakan entitas yang berbeda dalam model. Stopword Removal, menghilangkan kata-kata umum yang memiliki arti kurang penting dalam konteks sentimen, seperti "dan", 'atau', 'itu', "di", dan lain-lain.

2.1.3 Analisis Sentimen Aspek

Pada tahap ini ulasan akan dilakukan analisis untuk menentukan polaritas sentimen pengguna. Ulasan diberikan label sentimen positive, neutral, atau negative menggunakan lexicon. Ulasan pengguna di lakukan ekstraksi aspek, label aspek yang digunakan yaitu harga, fitur, materi, layanan. Aspek-aspek ini ditentukan berdasarkan analisis topik dan pemahaman domain. Label berdasarkan sentimen dan aspek memungkinkan model BiLSTM mempelajari klasifikasi polaritas dan ekstraksi aspek.

2.1.4 Pemodelan

Penelitian ini membangun metode klasifikasi aspek dan sentimen dari ulasan pengguna terhadap aplikasi Ruangguru dengan menggunakan pendekatan berbasis deep learning. Setelah preprocessing selesai, data dibagi menjadi dua bagian yaitu data pelatihan (80%) dan data uji (20%). Tahap selanjutnya yaitu representasi kata, setiap kata dalam ulasan yang dikonversi menjadi vektor numerik. Word2Vec metode yang umum dalam menghasilkan word embeddings dalam tugas natural language processing[6]. Representasi akan memungkinkan model untuk memahami hubungan semantik antar kata dalam teks [25].

Vektor kata tersebut selanjutnya digunakan sebagai input ke dalam arsitektur jaringan saraf tiruan, yang terdiri dari dua lapisan LSTM. Lapisan pertama adalah Bidirectional LSTM (BiLSTM), yang membaca urutan kata dari dua arah (forward dan backward) untuk menangkap konteks penuh dari setiap kata dalam kalimat [22]. Output dari BiLSTM kemudian diteruskan ke lapisan LSTM kedua untuk integrasi informasi yang lebih dalam dan berurutan. Luaran dari jaringan LSTM dikirim ke lapisan fully connected untuk mengklasifikasikan teks ke dalam kategori aspek serta polaritas sentimen. Klasifikasi dilakukan dengan menghitung probabilitas setiap kelas menggunakan fungsi aktivasi softmax.

Keunggulan metode ini terletak pada struktur dua lapis LSTM yang dapat mengurangi kehilangan informasi selama proses ekstraksi fitur [26]. Selain itu, pelatihan model word embedding pada ulasan membantu meningkatkan kualitas fitur yang dihasilkan, sehingga dapat memperkuat hubungan semantik antar kata sesuai dengan konteks. Kombinasi BiLSTM dan Word2Vec diharapkan dapat menangkap informasi kontekstual secara lebih menyeluruh dan mendalam, sehingga dapat meningkatkan akurasi klasifikasi aspek dan sentimen. Metode ini diharapkmn dapat menjadi solusi yang efektif dan adaptif dalam memahami persepsi pengguna terhadap aplikasi pembelajaran online seperti Ruangguru.

2.1.5 Evaluasi

Performa model dievaluasi menggunakan metrik klasifikasi standar yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan label asli (ground truth) dengan label prediksi model pada data testing. Empat metrik tersebut memberikan gambaran yang komprehensif mengenai performa akurasi dan kemampuan model secara keseluruhan dalam mendeteksi sentimen dan aspek yang tepat, sehingga dapat mengevaluasi keefektifan model BiLSTM yang dibangun. Definisi singkat dari metrik-metrik ini adalah:

1. Akurasi: persentase prediksi yang benar dari total prediksi yang dihasilkan.
2. Presisi: persentase prediksi positive yang benar dari seluruh prediksi yang diklasifikasikan sebagai positive.
3. Recall (Sensitivitas): persentase kasus positive yang berhasil diidentifikasi oleh model dari semua kasus yang sebenarnya positive.
4. F1-Score: rata-rata harmonis antara presisi dan recall, memberikan ukuran terpadu yang seimbang antara keduanya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menganalisis Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) pada ulasan pengguna terhadap aplikasi Ruangguru yang berbasis Android dan iOS dengan pendekatan model Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM). ABSA berfungsi untuk mengidentifikasi sentimen (positif, negatif, netral) terhadap aspek-aspek tertentu dalam sebuah ulasan, seperti fitur, harga, materi, layanan, dan tampilan aplikasi. Pada tahap ini menyajikan hasil pengumpulan data, preprocessing, Analisis Sentimen Aspek, pemodelan menggunakan dan evaluasi.

Copyright © 2025 The Author, Page 2012
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Journal of Information System Research (JOSH)
Volume 6, No. 4, Juli 2025, pp 2010−2017
ISSN 2686-228X (media online)
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/josh/
DOI 10.47065/josh.v6i4.7475

3.1 Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan ulasan pengguna yang dikumpulkan pada dua platform. Sebanyak 58.500 ulasan diperoleh dari Google Play Store (Android) dan 1.516 ulasan dari Apple App Store (iOS). Ulasan yang diperoleh berjumlah 60.016 record berbahasa indonesia dari gabungan kedua platform. Ulasan data diproses untuk memastikan kualitas data dan menghilangkan karakter yang tidak relevan sehingga input berkualitas untuk model. Visualisasi wordcloud dibuat untuk mengambarkan kata yang sering digunakan pada masing-masing platform. Gambar 2, menyajikan visualisasi wordcloud Android, kata-kata yang umum digunakan termasuk ‘mudah’, ‘bagus’, dan “aplikasi” dan iOS istilah-istilah seperti “vidio”, “langgan”, ‘fitur’, dan “tolong”.

Gambar 2. Wordcloud Ulasan Pengguna Android dan IOS

3.2 Preprocessing

Pada tahap preprocessing, sebelum data review dianalisis menggunakan pendekatan ABSA dengan model BiLSTM, dilakukan tahap preprocessing untuk memastikan data bersih dan siap diproses. Tahapan ini bertujuan untuk menghilangkan elemen-elemen yang tidak relevan dan menstandarkan format teks sehingga mudah dipahami oleh model. Beberapa tahapan dalam preprocessing meliputi pembersihan data (menghilangkan tanda baca, angka, emoticon, dan karakter non-alfabet), tokenisasi (memecah kalimat menjadi kata-kata), normalisasi (mengubah kata tidak baku menjadi baku), dan stemming (mengubah kata menjadi bentuk dasar). Proses ini sangat penting untuk mengurangi noise pada data dan meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen. Hasil dari masing-masing tahapan tersebut disajikan dalam tabel 1 untuk menggambarkan perubahan yang terjadi pada teks ulasan pengguna aplikasi.

Tabel 1. Preprocessing Teks

Tahapan Preprocessing	Hasil
Teks Asli	fitur videoo pembelajaran belum bisa dibuka di macbook, tertulis: "tidak bisa dibuka di device yang sudah dijailbreak". Padahal macbook saya masih ori dan tidak pernah dijailbreak. Kita sama2 tunggu updataannya, syukur2 ada yang untuk versi macbook. tks
Data Cleaning	fitur videoo pembelajaran belum bisa dibuka di macbook tertulis tidak bisa dibuka di device yang sudah dijailbreak padahal macbook saya masih ori dan tidak pernah dijailbreak kita sama tunggu updataannya syukur ada yang untuk versi macbook tks
Tokenisasi	['fitur', 'videoo', 'pembelajaran', 'belum', 'bisa', 'dibuka', 'di', 'macbook', 'tertulis', 'tidak', 'bisa', 'dibuka', 'di', 'device', 'yang', 'sudah', 'dijailbreak', 'padahal', 'macbook', 'saya', 'masih', 'ori', 'dan', 'tidak', 'pernah', 'dijailbreak', 'kita', 'sama', 'tunggu', 'updataannya', 'syukur', 'ada', 'yang', 'untuk', 'versi', 'macbook', 'tks']

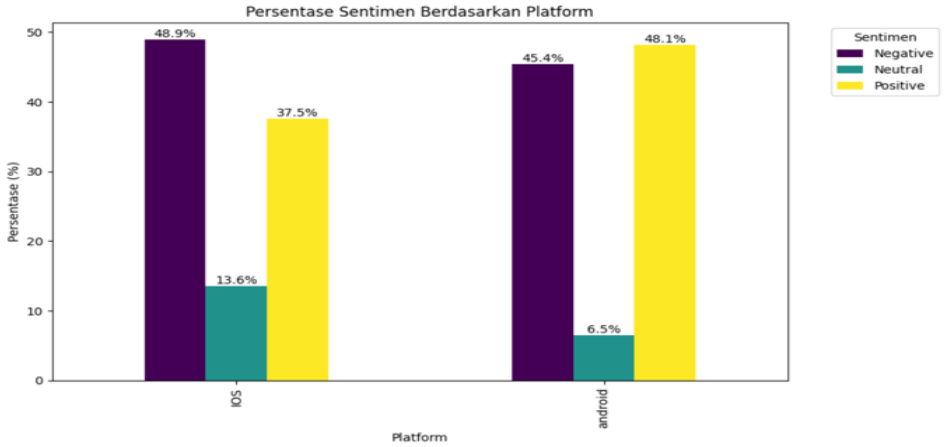
Copyright © 2025 The Author, Page 2013
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Journal of Information System Research (JOSH)
Volume 6, No. 4, Juli 2025, pp 2010−2017
ISSN 2686-228X (media online)
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/josh/
DOI 10.47065/josh.v6i4.7475

Tahapan Preprocessing	Hasil
Normalisasi	['fitur', 'videoo', 'pembelajaran', 'belum', 'bisa', 'dibuka', 'di', 'macbook', 'tertulis', 'tidak', 'bisa', 'dibuka', 'di', 'device', 'yang', 'sudah', 'dijailbreak', 'padahal', 'macbook', 'saya', 'masih', 'orisinal', 'dan', 'tidak', 'pernah', 'dijailbreak', 'kita', 'sama', 'tunggu', 'updataannya', 'syukur', 'ada', 'yang', 'untuk', 'versi', 'macbook', 'terimakasih']
Stemming	['fitur', 'videoo', 'ajar', 'buka', 'macbook', 'tulis', 'buka', 'device', 'dijailbreak', 'macbook', 'orisinal', 'dijailbreak', 'tunggu', 'updataannya', 'syukur', 'versi', 'macbook', 'terimakasih']

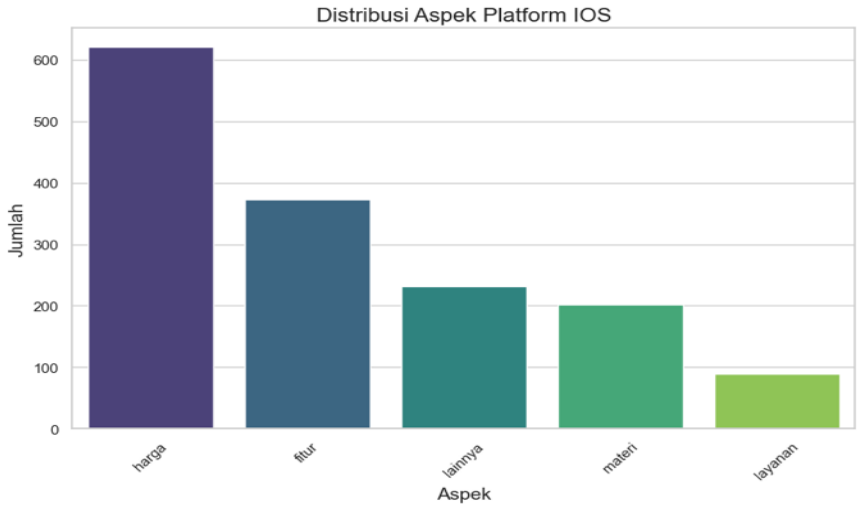
3.3 Analisis Sentimen Aspek

Hasil analisis sentimen menunjukkan perbedaan antara platform Android dan iOS, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Pada pengguna iOS sentimen negative mendominasi sebesar 48,9%, sentimen positive sebesar 37,5%, dan neutral sebesar 13,6%. Sedangkan pengguna Android menunjukkan sentimen positive yang lebih tinggi yaitu 48,1%, sentimen negative 45,4%, dan neutral 6,5%. Hasil ini menunjukkan pengguna iOS cenderung memberikan ulasan yang lebih kritis, sementara pengguna Android menunjukkan sentimen yang relatif seimbang dan cenderung positive.



Gambar 3. Persentase Sentimen berdasarkan Platform

Gambar 4 dan gambar 5 menyajikan visualisasi aspek pada platform IOS. Hasil visualisasi distribusi aspek dan sentimen pada platform iOS aspek yang paling banyak dibicarakan oleh pengguna yaitu harga, disusul oleh fitur, lain-lain, materi, dan terakhir layanan. Hal ini menunjukkan bahwa harga menjadi perhatian utama pengguna dalam memberikan review atau feedback terhadap aplikasi. Pada distribusi sentimen terhadap masing-masing aspek, aspek harga dengan sentimen negative mendominasi jumlah ulasan, disusul dengan harga dengan sentimen positive, dan fitur dengan sentimen negative. Hal ini menunjukkan banyak pengguna yang merasa tidak puas dengan aspek harga, namun masih terdapat sebagian yang memberikan penilaian positive. Selain itu, fitur dan materi juga mendapatkan perhatian yang cukup besar, baik dari segi sentimen positif maupun negatif. Sementara itu, aspek layanan menjadi aspek yang kurang mendapat perhatian.



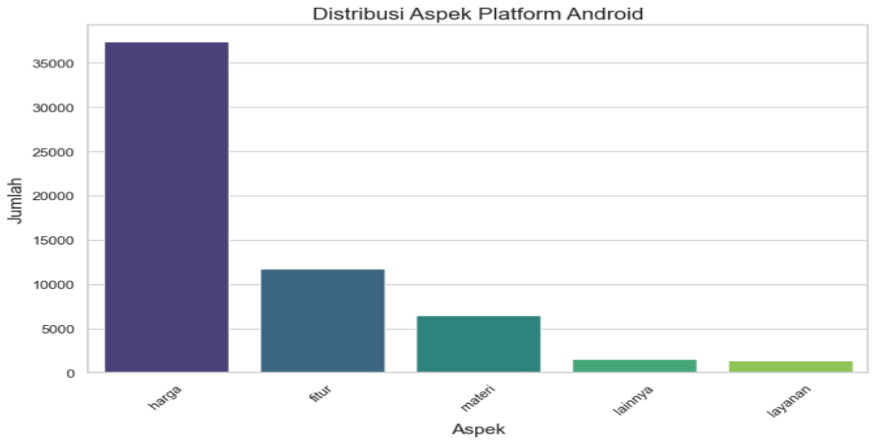
Gambar 4. Distribusi Aspek Platform IOS

Copyright © 2025 The Author, Page 2014
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

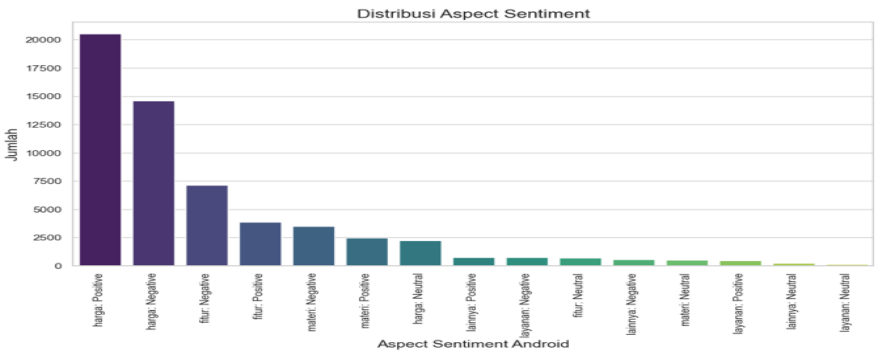
Journal of Information System Research (JOSH)
Volume 6, No. 4, Juli 2025, pp 2010−2017
ISSN 2686-228X (media online)
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/josh/
DOI 10.47065/josh.v6i4.7475

Gambar 5. Distribusi Aspek Sentimen Platform IOS

Gambar 6 dan gambar 7 menyajikan visualisasi aspek pada platform Android. Hasil visualisasi aspek dan sebaran sentimen di platform Android menunjukkan bahwa aspek harga menjadi topik yang paling banyak dibicarakan, `diikuti oleh aspek fitur, material, dan layanan lainnya yang mendapat perhatian paling sedikit. Hal ini menunjukkan harga memainkan peran yang dominan dalam persepsi pengguna terhadap aplikasi di platform Android. Sentimen aspek, harga dengan sentimen positive berada di urutan teratas, yang mengindikasikan bahwa banyak pengguna yang puas dengan kebijakan harga yang ditawarkan. Namun, harga dengan sentimen negative juga merupakan yang paling umum kedua, menunjukkan bahwa meskipun banyak yang puas, masih ada sejumlah besar pengguna yang memiliki keraguan tentang aspek ini. Demikian pula, fitur dan materi menerima jumlah sentimen positive dan negative yang relatif sama, yang mengindikasikan keragaman pengalaman pengguna. Sementara layanan dan aspek lainnya mendapatkan jumlah ulasan yang relatif sedikit, namun tetap mencerminkan persepsi yang beragam, meskipun dominasinya lebih banyak pada sentimen negative dan neutral.



Gambar 6. Distribusi Aspek Platform Android



Gambar 7. Distribusi Aspek Sentimen Platform Android

3.4 Pemodelan

Pada pemodelan, penelitian ini menggunakan Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) dan representasi fitur Word2Vec untuk melakukan klasifikasi aspek dan sentimen dari ulasan pengguna aplikasi Ruangguru. Model

Copyright © 2025 The Author, Page 2015
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Journal of Information System Research (JOSH)
Volume 6, No. 4, Juli 2025, pp 2010−2017
ISSN 2686-228X (media online)
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/josh/
DOI 10.47065/josh.v6i4.7475

dibangun menggunakan library TensorFlow Keras, Dataset dibagi dengan rasio 80% untuk data training dan 20% untuk data test. Parameter dalam pemodelan diawali dengan embedding layer yang memetakan kata ke dalam vektor berdimensi tetap menggunakan bobot dari matriks embedding yang telah dipersiapkan. Kemudian, model dilanjutkan dengan dua lapisan Bidirectional LSTM berjumlah 100-unit dan dropout sebesar 0.3, yang memungkinkan model mempelajari informasi dari konteks sebelumnya dan sesudahnya dalam satu urutan kata. Lapisan Conv1D sebagai lapisan karnel digunakan untuk mengekstraksi fitur spasial dalam representasi teks seperti frasa atau kombinasi kata yang memiliki nilai sematik. Diikuti oleh GlobalMaxPooling, serta lapisan dense berturut-turut sebanyak dua lapis dengan aktivasi ReLU dan softmax untuk klasifikasi multi-kelas. Training model menggunakan batch size sebesar 120, dengan jumlah epoch sebanyak 5, dan menggunakan validation split sebesar 10% dari data latih. Proses pelatihan dilengkapi dengan callbacks "EarlyStopping" untuk mengontrol performa model secara dinamis selama pelatihan. Hasil pelatihan akan dianalisis lebih lanjut pada bagian evaluasi performa model untuk mengukur akurasi klasifikasi aspek dan sentimen.

3.5 Evaluasi

Hasil evaluasi model BiLSTM dalam tugas Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) pada aplikasi Ruangguru, dilakukan evaluasi terhadap dua komponen utama, yaitu klasifikasi sentimen dan klasifikasi aspek sentimen. Evaluasi menggunakan akurasi, precision, recall, dan F1-score. Tabel 2 menyajikan hasil evaluasi model, evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik, terutama pada aspek ekstraksi. Pada klasifikasi sentimen, model memperoleh nilai akurasi sebesar 84%, dengan precision 83%, recall 84%, dan F1-score 84%. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali dan mengklasifikasikan opini pengguna terhadap aspek tertentu dengan tingkat ketepatan yang cukup tinggi. Sementara itu, pada tugas ekstraksi aspek, model menunjukkan performa yang sangat tinggi, dengan akurasi, precision, recall, dan F1-score masing-masing mencapai 97%. Hal ini menunjukan bahwa model memiliki kinerja yang baik dalam mengidentifikasi aspek-aspek spesifik dalam ulasan pengguna, seperti fitur aplikasi, layanan, atau tampilan.

Tabel 2. Performa Model Word2Vec + BiLSTM

	Sentiment Analysis	Aspect Sentiment
Akurasi	84%	97%
F1 Score	84%	97%
Precision	83%	97%
Recall	84%	97%

Performa tinggi pada ekstraksi aspek menunjukkan kinerja BiLSTM dalam menangkap struktur kalimat dan konteks kata yang berkaitan dengan aspek tertentu. Sedangkan untuk klasifikasi sentimen, meskipun sudah berada pada tingkat akurasi yang baik, masih terdapat ruang untuk peningkatan, terutama dalam menangani kalimat-kalimat ambigu atau mengandung sentimen campuran. Secara keseluruhan, kombinasi antara BiLSTM dan preprocessing yang optimal memberikan hasil evaluasi yang sangat kompetitif dalam ABSA.

4. KESIMPULAN

Hasil analisis menggunakan pendekatan Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) dengan model Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) dan representasi kata Word2Vec memiliki performa yang sangat baik, terutama dalam tugas ekstraksi aspek dan cukup optimal dalam analisis sentimen. Model yang dibangun mampu mengidentifikasi aspek-aspek penting dari ulasan pengguna aplikasi Ruangguru dengan sangat akurat. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa pada tugas ekstraksi aspek, model berhasil mencapai nilai akurasi, precision, recall, dan F1-score sebesar 97%, yang menunjukkan ketepatan dan konsistensi model dalam mengenali topik atau fitur yang paling sering dibahas oleh pengguna. Sementara itu, pada tugas klasifikasi sentimen, model mencatatkan akurasi sebesar 84%, dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang sebanding. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mengelompokkan opini pengguna ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Dari sisi analisis konten, aspek harga menjadi yang paling dominan dibahas oleh pengguna pada kedua platform, baik Android maupun iOS. Sentimen terhadap harga cenderung positif, namun terdapat persentase sentimen negatif yang cukup tinggi, khususnya pada ulasan pengguna Android. Selain harga, aspek fitur dan materi juga banyak mendapat perhatian, dengan sebaran sentimen yang relatif berimbang. Sedangkan aspek layanan dan aspek lainnya muncul dengan frekuensi yang lebih rendah dan variasi sentimen yang tidak terlalu mencolok. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model BiLSTM dengan Word2Vec efektif digunakan dalam ABSA untuk menganalisis ulasan pengguna aplikasi edukasi. Model ini dapat menjadi alat bantu bagi pengembang aplikasi seperti Ruangguru untuk memahami persepsi pengguna secara lebih mendalam, sehingga dapat meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman pengguna secara berkelanjutan.

REFERENCES

[1] M. A. Rahman, M. Begum, T. Mahmud, M. S. Hossain, dan K. Andersson, "Analyzing sentiments in elearning: A

Copyright © 2025 The Author, Page 2016
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Journal of Information System Research (JOSH)
Volume 6, No. 4, Juli 2025, pp 2010−2017
ISSN 2686-228X (media online)
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/josh/
DOI 10.47065/josh.v6i4.7475

comparative study of bangla and romanized bangla text using transformers," IEEE Access, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3419024.

[2] A. Firmanto dan R. Sarno, "Aspect-based sentiment analysis using grammatical rules, word similarity and sentiCircle," International Journal of Intelligent Engineering and Systems, vol. 12, no. 5, hlm. 190–201, 2019, doi: 10.22266/ijies2019.1031.19.

[3] O. I. Gifari, M. Adha, I. R. Hendrawan, dan F. F. S. Durrand, "Analisis Sentimen Review Film Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine," Journal of Information Technology, vol. 2, no. 1, hlm. 36–40, 2022, doi: 10.46229/jifotech.v2i1.330.

[4] O. Chamorro-Atalaya dkk., "Supervised learning using support vector machine applied to sentiment analysis of teacher performance satisfaction," Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, vol. 28, no. 1, hlm. 516–524, 2022, doi: 10.11591/ijeecs.v28.i1.pp516-524.

[5] G. A. Ramadhan, "Analisis sentimen ulasan aplikasi ruangguru dengan algoritma long short term memory," Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah …, 2023.

[6] H. H. Mubaroroh, H. Yasin, dan A. Rusgiyono, "Analisis Sentimen Data Ulasan Aplikasi Ruangguru Pada Situs Google Play Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dengan Normalisasi Kata Levenshtein Distance," Jurnal Gaussian, vol. 11, no. 2, hlm. 248–257, 2022, doi: 10.14710/j.gauss.v11i2.35472.

[7] F. F. Irfani, M. Triyanto, dan A. D. Hartanto, "Analisis Sentimen Review Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," JBMI (Jurnal Bisnis, Manajemen, dan Informatika), vol. 16, no. 3, hlm. 258–266, 2020, doi: 10.26623/transformatika.v18i1.2317.

[8] E. Fitri, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Naive Bayes, Random Forest Dan Support Vector Machine," Jurnal Transformatika, vol. 18, no. 1, hlm. 71–80, 2020, doi: https://doi.org/10.26623/transformatika.v18i1.2317.

[9] K. Yadav, N. Kumar, P. K. R. Maddikunta, dan T. R. Gadekallu, "A comprehensive survey on aspect-based sentiment analysis," International Journal of Engineering Systems Modelling and Simulation, vol. 12, no. 4, hlm. 279–290, 2021, doi: 10.48550/arXiv.2006.04611.

[10] A. Sabeeh dan R. K. Dewang, "Comparison, classification and survey of aspect based sentiment analysis" dipresentasikan pada International Conference on Advanced Informatics for Computing Research, Springer, 2018, hlm. 612–629, doi: 10.1007/978-981-13-3140-4_55.

[11] J. Cheng, S. Zhao, J. Zhang, I. King, X. Zhang, dan H. Wang, "Aspect-level sentiment classification with heat (hierarchical attention) network," dipresentasikan pada Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management, 2017, hlm. 97–106. doi: 10.1145/3132847.3133037.

[12] M. Syamala dan N. Nalini, "ABSA: Computational Measurement Analysis Approach for Prognosticated Aspect Extraction System.," TEM Journal, vol. 10, no. 1, 2021, doi: 10.18421/TEM101-11.

[13] S. Areed, O. Alqaryouti, B. Siyam, dan K. Shaalan, "Aspect-based sentiment analysis for Arabic government reviews," Recent advances in NLP: the case of Arabic language, hlm. 143–162, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-34614-0_8.

[14] O. Alqaryouti, N. Siyam, A. A. Monem, dan K. Shaalan, "Aspect-based sentiment analysis using smart government review data," Applied Computing and Informatics, vol. 20, no. 1/2, hlm. 142–161, 2020, doi: 10.1016/j.aci.2019.11.003.

[15] K. W. Trisna dan H. J. Jie, "Deep learning approach for aspect-based sentiment classification: a comparative review," Applied Artificial Intelligence, vol. 36, no. 1, hlm. 2014186, 2022, doi: 10.7717/peerj-cs.1044.

[16] R. A. Priyantina dan R. Sarno, "Sentiment analysis of hotel reviews using Latent Dirichlet Allocation, semantic similarity and LSTM," International Journal of Intelligent Engineering and Systems, vol. 12, no. 4, hlm. 142–155, 2019, doi: 10.22266/ijies2019.0831.14.

[17] C. Liu, "Long short-term memory (LSTM)-based news classification model," Plos one, vol. 19, no. 5, hlm. e0301835, 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0301835.

[18] J. Zhou, Y. Lu, H.-N. Dai, H. Wang, dan H. Xiao, "Sentiment analysis of Chinese microblog based on stacked bidirectional LSTM," IEEE Access, vol. 7, hlm. 38856–38866, 2019, doi: 10.1109/I-SPAN.2018.00034.

[19] M. U. Salur dan I. Aydin, "A novel hybrid deep learning model for sentiment classification," IEEE Access, vol. 8, hlm. 58080–58093, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2982538.

[20] M. Ahmed, H. U. Khan, M. A. Khan, U. Tariq, dan S. Kadry, "Context-aware answer selection in community question answering exploiting spatial temporal bidirectional long short-term memory," ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing, 2023, doi: 10.1145/3603398.

[21] S. M. Hashemi, R. M. Botez, dan G. Ghazi, "Bidirectional long short-term memory development for aircraft trajectory prediction applications to the UAS-S4 Ehécatl," Aerospace, vol. 11, no. 8, hlm. 625, 2024, doi: 10.3390/aerospace11080625.

[22] B. Omarov dan Z. Zhumanov, "Bidirectional long-short-term memory with attention mechanism for emotion analysis in textual content," International Journal of Advanced Computer Science and Applications, vol. 14, no. 6, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.0140615.

[23] C. F. Lui, Y. Liu, dan M. Xie, "A supervised bidirectional long short-term memory network for data-driven dynamic soft sensor modeling," IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 71, hlm. 1–13, 2022, doi: 10.1109/TIM.2022.3152856.

[24] T. Adewumi, F. Liwicki, dan M. Liwicki, "Word2Vec: Optimal hyperparameters and their impact on natural language processing downstream tasks," Open Computer Science, vol. 12, no. 1, hlm. 134–141, 2022.

[25] A. Jaffe, Y. Kluger, O. Lindenbaum, J. Patsenker, E. Peterfreund, dan S. Steinerberger, "The spectral underpinning of word2vec," Frontiers in applied mathematics and statistics, vol. 6, hlm. 593406, 2020, doi: 10.3389/fams.2020.593406.

[26] G. Xu, Y. Meng, X. Qiu, Z. Yu, dan X. Wu, "Sentiment analysis of comment texts based on BiLSTM," IEEE Access, vol. 7, hlm. 51522–51532, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2909919.

Copyright © 2025 The Author, Page 2017
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License