

Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Indonesia terhadap Platform Pembelajaran Digital Ruangguru Menggunakan Algoritma Leksikal Multilingual

Gema Rullyana^{1*}, Triandari Rizki²

¹Perpustakaan dan Sains Informasi/Fakultas Ilmu Pendidikan, Universitas Pendidikan Indonesia

²Teknologi Pendidikan/Sekolah Pascasarjana, Universitas Pelita Harapan

*email: gemarullyana@upi.edu

DOI: <https://doi.org/10.31603/komtika.v9i2.15110>

Received: 23-10-2025, Revised: 25-11-2025, Accepted: 27-11-2025

ABSTRACT

This study constitutes an initial exploratory investigation aimed at identifying user sentiment toward Ruangguru, one of the most widely used digital learning platforms in Indonesia. A qualitative approach was employed, utilizing lexicon-based sentiment analysis facilitated through Orange Data Mining. The dataset comprised 1,913 user reviews of the Ruangguru mobile application collected from the Google Play Store between January 1, 2024, and January 1, 2025. The analytical procedure involved several stages, including text preprocessing, word frequency analysis, sentiment polarity classification, and visualization. Dominant terms such as “bagus” (good), “belajar” (learn), and “aplikasi” (application) indicate users’ primary attention to learning quality and application performance. The classification results show that 57.02% of the reviews were positive, 35.49% neutral, and 7.47% negative. Visualizations using word clouds, scatter plots, and sentiment histograms reinforce these findings, with emotional patterns largely characterized by joy and surprise. These results suggest that users generally experience positive cognitive and emotional engagement while using the application. This study underscores the applicability of lexicon-based methods for preliminary exploration, while also highlighting opportunities for future research employing machine learning or deep learning approaches to achieve deeper contextual understanding.

Keywords: Sentiment Analysis, Orange Data Mining, Ruangguru.

ABSTRAK

Penelitian ini merupakan studi eksploratif awal yang bertujuan mengidentifikasi sentimen pengguna terhadap Ruangguru, salah satu platform pembelajaran digital paling populer di Indonesia. Pendekatan yang digunakan bersifat kualitatif, dengan analisis sentimen berbasis leksikal melalui perangkat lunak Orange Data Mining. Data yang dianalisis mencakup 1.913 ulasan pengguna aplikasi Ruangguru yang dikumpulkan dari Google Play Store dalam periode 1 Januari 2024 hingga 1 Januari 2025. Proses analisis dilakukan dalam beberapa tahap, meliputi praproses teks, analisis frekuensi kata, klasifikasi polaritas sentimen, dan visualisasi hasil. Kata-kata dominan seperti “bagus”, “belajar”, dan “aplikasi” mengindikasikan fokus pengguna terhadap kualitas pembelajaran dan performa aplikasi. Hasil klasifikasi menunjukkan 57,02% ulasan bersentimen positif, 35,49% netral, dan 7,47% negatif. Visualisasi menggunakan *word cloud*, *scatter plot*, dan *histogram* memperkuat temuan tersebut, dengan distribusi emosi yang didominasi oleh *joy* dan *surprise*. Temuan ini menunjukkan bahwa pengguna secara umum memiliki keterlibatan kognitif dan emosional yang positif saat menggunakan aplikasi. Studi ini menegaskan relevansi pendekatan leksikal untuk eksplorasi awal, sekaligus membuka ruang bagi penelitian lanjutan menggunakan metode machine learning atau deep learning guna memperoleh pemahaman kontekstual yang lebih mendalam.

Keywords: Analisis Sentimen, Orange Data Mining, Ruangguru.

PENDAHULUAN

Digitalisasi kini menjadi elemen krusial dalam transformasi sektor pendidikan secara global. Kemajuan teknologi menghadirkan fleksibilitas pembelajaran, kemudahan akses, serta pengalaman belajar yang lebih personal dan dinamis dibandingkan pendekatan konvensional [1], [2]. Di Indonesia, akselerasi pemanfaatan teknologi dalam dunia pendidikan mengalami peningkatan pesat, terutama sejak pandemi COVID-19 yang mendorong kebutuhan akan pembelajaran jarak jauh [3].

Salah satu platform digital yang menonjol dalam tren ini adalah Ruangguru, yang menjadi salah satu pilihan utama jutaan siswa di berbagai jenjang pendidikan di Indonesia [4], [5]. Popularitasnya tidak lepas dari komitmen untuk menyediakan konten edukatif berbasis teknologi dengan pendekatan yang adaptif dan mudah diakses. Tingginya angka unduhan aplikasi ini yang tercatat dalam data playstore mencerminkan antusiasme sekaligus kepercayaan pengguna terhadap fungsionalitas dan manfaat yang ditawarkan.

Perkembangan ini mendorong pemahaman lebih dalam tentang persepsi pengguna terhadap aplikasi pembelajaran digital. Ulasan pengguna di Google Play Store menjadi sumber data yang kaya, merepresentasikan opini, kritik, dan pengalaman personal dalam bentuk teks tidak terstruktur [6], [7]. Umpan balik ini penting untuk mengidentifikasi aspek yang paling diapresiasi maupun area yang memerlukan perbaikan. Proses ekstraksi dan interpretasi data semacam ini dapat dioptimalkan melalui pendekatan text mining dan analisis sentimen, yang terbukti efektif dalam menangkap dinamika emosi dan opini pengguna secara sistematis [8], [9].

Analisis sentimen menjadi salah satu pendekatan yang relevan dalam menganalisis opini pengguna melalui teks tidak terstruktur. Umumnya teknik ini memungkinkan peneliti untuk mengevaluasi ekspresi pengguna terhadap suatu layanan atau entitas melalui klasifikasi opini ke dalam kategori positif, netral, atau negatif [10]. Dalam penerapannya, analisis sentimen sering dimanfaatkan untuk mengukur kualitas aplikasi, produk, atau layanan dari perspektif pengalaman pengguna. Dukungan algoritma seperti Naïve Bayes, Random Forest, dan Support Vector Machine memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan akurasi klasifikasi, sekaligus memperkaya pendekatan berbasis data dalam studi-studi teknologi dalam pendidikan [11], [12].

Berbagai studi sebelumnya telah mengkaji sentimen pengguna terhadap aplikasi pendidikan populer seperti Zenius, Edureka, Google Meets, dan Duolingo. Hasil temuan dari penelitian-penelitian tersebut umumnya menunjukkan bahwa mayoritas keluhan pengguna berkisar pada aspek performa teknis, kemunculan iklan yang mengganggu, serta ketidaksesuaian antara fitur yang tersedia dan ekspektasi pengguna [13]–[15]. Meskipun demikian, kajian yang secara spesifik menyoroti aplikasi Ruangguru, khususnya berdasarkan data ulasan dari Google Play Store dan dianalisis menggunakan Orange Data Mining, masih relatif terbatas.

Penelitian ini mengambil pendekatan berbeda dengan mengandalkan data primer berupa ulasan pengguna yang diambil langsung dari platform distribusi aplikasi. Pendekatan ini memungkinkan eksplorasi opini publik secara lebih otentik, aktual, dan kontekstual, dibandingkan metode berbasis survei atau telaah literatur sekunder. Melalui analisis sentimen, ekspresi emosional pengguna, seperti rasa puas, kecewa, marah, atau antusias, dapat

diklasifikasikan secara sistematis. Informasi ini menjadi masukan penting bagi pengembang aplikasi dalam merancang fitur yang lebih adaptif serta meningkatkan kualitas layanan berbasis pengalaman nyata pengguna.

Tujuan dari penelitian ini dilatarbelakangi oleh meningkatnya urgensi untuk memahami pengalaman pengguna terhadap platform pembelajaran digital di Indonesia, khususnya Ruangguru, yang telah menjadi salah satu aplikasi pembelajaran digital populer dalam beberapa tahun terakhir. Meskipun sejumlah studi telah mengulas berbagai aplikasi pendidikan secara umum, kajian yang secara khusus mengangkat persepsi pengguna terhadap Ruangguru melalui analisis ulasan langsung dari Google Play Store masih sangat terbatas. Untuk menjawab kesenjangan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengungkap bagaimana sentimen pengguna terhadap aplikasi Ruangguru direpresentasikan dalam ulasan daring mereka, dengan pendekatan analisis sentimen berbantuan Orange Data Mining.

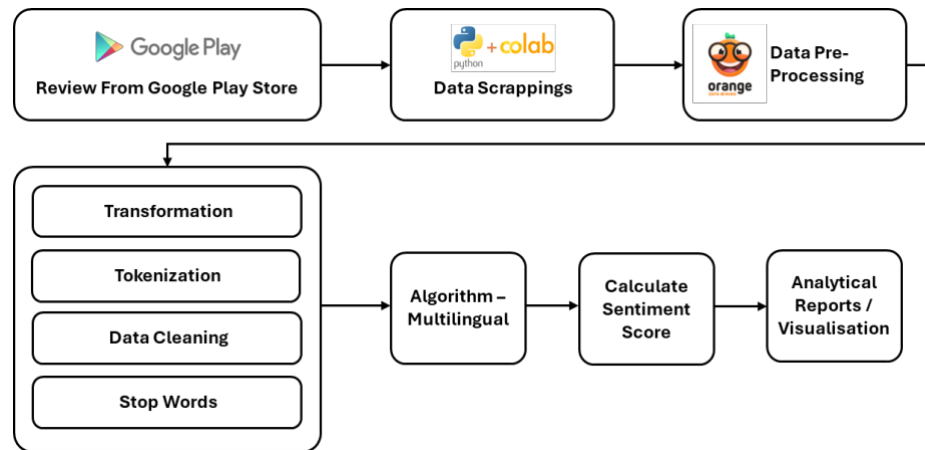
METODE

Penelitian ini merupakan studi kualitatif eksploratif dengan pendekatan analisis sentimen yang menggunakan perangkat lunak Orange Data Mining sebagai alat utama untuk mengolah ulasan pengguna aplikasi Ruangguru dari Google Play Store. Pendekatan ini dipilih karena memungkinkan eksplorasi awal terhadap kecenderungan sentimen pengguna tanpa melalui pelabelan manual atau pelatihan model klasifikasi. Ruangguru dipilih sebagai objek penelitian karena posisinya sebagai salah satu aplikasi pembelajaran digital terbesar di Indonesia, dengan basis pengguna luas lintas jenjang pendidikan. Sebanyak 1.913 ulasan pengguna dikumpulkan dalam periode 1 Januari 2023 hingga 1 Mei 2025. Ulasan yang dianalisis dipilih berdasarkan tiga kriteria: mengandung minimal satu kalimat dengan setidaknya lima kata; membahas fitur, isi, atau pengalaman penggunaan aplikasi; dan ditulis dalam Bahasa Indonesia. Informasi yang dikumpulkan mencakup isi komentar, tanggal, rating, nama pengguna, dan metadata seperti lokasi dan bahasa perangkat. Pengambilan data dilakukan secara otomatis menggunakan Google Play Store API, dengan proses scraping tambahan menggunakan Python, yang kemudian diolah dalam lingkungan Google Colab untuk pra-pemrosesan awal sebelum diintegrasikan ke dalam Orange Data Mining.

Orange Data Mining dipilih karena mendukung klasifikasi, pemodelan, dan visualisasi data secara modular melalui antarmuka visual yang intuitif. Perangkat ini sangat cocok untuk menangani data tidak terstruktur seperti teks ulasan. Proses pra-pemrosesan dilakukan dalam beberapa tahap: normalisasi teks (*lowercasing*), penghapusan karakter asing (*remove accents*), dan pembersihan konten HTML. Tokenisasi dilakukan untuk memecah teks menjadi kata-kata, dilanjutkan dengan penghapusan stopwords yang tidak memiliki nilai sentimen.

Analisis sentimen dilakukan dengan menggunakan modul *Multilingual Sentiment Analysis*, yang memungkinkan klasifikasi teks dalam Bahasa Indonesia dan Inggris menggunakan pendekatan *lexicon-based*. Modul ini bekerja dengan mencocokkan kata dalam teks ulasan terhadap kamus polaritas multibahasa (*multilingual lexicon*). Setiap kata diberi bobot positif, netral, atau negatif berdasarkan daftar leksikal tersebut, sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan tanpa pelatihan model atau pelabelan data manual. Pendekatan berbasis kamus ini umum digunakan pada studi eksploratif awal karena sederhana dan cepat, meskipun tidak memperhitungkan konteks atau struktur sintaksis secara mendalam.

Tiga kategori utama digunakan dalam klasifikasi: positif (misalnya kata “bagus” atau “mudah”), netral (deskriptif dan tidak memuat opini eksplisit), dan negatif (misalnya “sulit” atau “bermasalah”) [16]. Hasil klasifikasi ini divisualisasikan melalui grafik batang, *scatter plot*, dan *word cloud* untuk memberikan gambaran komprehensif terhadap persepsi pengguna. Diagram alir keseluruhan proses, mulai dari pengumpulan data hingga visualisasi sentimen, ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Sumber Data *Mining Orange*

Tahap pertama adalah pengambilan data ulasan pengguna secara otomatis melalui API Google Play Store dan proses scraping menggunakan bahasa pemrograman Python. Selanjutnya, tahap kedua mencakup proses pra-pemrosesan teks yang meliputi normalisasi (pengubahan huruf menjadi huruf kecil), pembersihan karakter asing dan elemen HTML, tokenisasi untuk memecah kalimat menjadi kata-kata, serta penghapusan *stopwords* yang tidak memiliki nilai sentimen. Tahap ketiga adalah klasifikasi sentimen menggunakan modul *Multilingual Sentiment Analysis* di Orange, yang menerapkan pendekatan lexicon-based untuk mendeteksi polaritas opini dalam Bahasa Indonesia. Tahap keempat melibatkan visualisasi hasil klasifikasi melalui *scatter plot*, *word cloud*, dan *histogram*, yang memberikan gambaran representatif mengenai distribusi dan intensitas sentimen. Tahap terakhir adalah interpretasi hasil analisis, di mana temuan sentimen dikaitkan dengan opini pengguna terhadap fitur, konten, dan kualitas layanan dalam aplikasi Ruangguru.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Visualisasi frekuensi kata melalui *word cloud* menawarkan pendekatan eksploratif yang efektif untuk memahami distribusi tematik dalam data teks tidak terstruktur. Representasi visual ini memungkinkan peneliti untuk mengidentifikasi kata-kata dengan frekuensi kemunculan tinggi secara cepat, dengan ukuran visual kata yang proporsional terhadap intensitas kemunculannya dalam korpus data [17]. Dalam konteks penelitian ini, *word cloud* digunakan untuk memetakan istilah yang paling sering muncul dalam 1.913 ulasan pengguna terhadap aplikasi Ruangguru yang diambil dari Google Play Store.

Hasil visualisasi tersebut ditampilkan pada Gambar 2, yang menyajikan kumpulan kata utama yang menonjol secara statistik dalam corpus ulasan. Ukuran tiap kata dalam gambar

mencerminkan bobot frekuensinya dalam dokumen, sehingga memungkinkan peneliti dan pembaca untuk segera mengenali istilah-istilah yang mendominasi persepsi pengguna. Analisis ini merupakan bagian dari tahap visualisasi dalam alur proses penelitian, yang berfungsi untuk mengekstrak tema dominan dari data mentah yang telah melalui tahap pra-pemrosesan dan tokenisasi. Dalam studi ini, metode tersebut terbukti membantu mengungkap fokus tematik utama dalam pengalaman pengguna terhadap aplikasi Ruangguru secara efisien dan informatif.



Gambar 2 Visualisasi *Word Cloud*

Selain visualisasi dalam bentuk *word cloud*, Tabel 1 menyajikan 20 kata dengan frekuensi kemunculan tertinggi dalam ulasan pengguna aplikasi Ruangguru, lengkap dengan terjemahan bahasa Inggris dan jumlah kemunculannya. Tiga kata paling dominan, “bagus” (*great*), “belajar” (*study*), dan “aplikasi” (*application*), dapat dianggap merepresentasikan atribut kunci dari aplikasi yang ditinjau. Dominasi kata-kata tersebut tidak hanya mencerminkan identitas Ruangguru sebagai aplikasi pembelajaran digital, tetapi juga menandakan tingkat kepuasan pengguna yang tinggi terhadap kualitas konten dan performa layanan.

Sejumlah kata lain yang juga menonjol seperti “membantu” (*helpful*), “mudah” (*easy*), “seru” (*fun*), dan “keren” (*cool*) mengindikasikan persepsi positif yang konsisten terhadap kemudahan penggunaan, pengalaman belajar yang menyenangkan, serta relevansi materi yang disediakan. Kata-kata seperti “materi”, “pelajaran”, “video”, dan “pembelajaran” juga muncul dengan frekuensi tinggi, menggarisbawahi bahwa aspek-aspek inti seperti kualitas konten edukatif, penyajian multimedia, dan dukungan terhadap proses pengajaran formal menjadi dimensi yang dihargai oleh pengguna. Interpretasi semantik terhadap kata-kata ini memberikan bukti bahwa persepsi pengguna tidak hanya terbentuk dari pengalaman teknis semata, melainkan juga dari penilaian terhadap nilai pedagogis dan kemudahan akses yang ditawarkan aplikasi. Dengan demikian, analisis frekuensi kata menjadi alat penting untuk memahami dimensi fungsional dan afektif dalam interaksi pengguna dengan teknologi pembelajaran digital [18].

Tabel 1. 20 Kata yang Paling Sering Muncul

Kata (Original)	Kata (In English)	Jumlah Kata Muncul dalam Tinjauan
bagus	<i>Great</i>	553
belajar	<i>Study</i>	398
aplikasi	<i>Application</i>	236
membantu	<i>Helpful</i>	224
ruangguru	<i>Ruangguru</i>	191
suka	<i>Like</i>	110
seru	<i>Fun</i>	99
materi	<i>Material</i>	91
mudah	<i>Easy</i>	89
keren	<i>Cool</i>	76
anak	<i>Child</i>	67
pelajaran	<i>Lesson</i>	66
terimakasih	<i>Thank you</i>	58
pembelajaran	<i>Learning</i>	57
video	<i>Video</i>	55
nonton	<i>Watch</i>	49
berlangganan	<i>Subscribe</i>	49
sekolah	<i>School</i>	46
nilai	<i>Score</i>	44
bayar	<i>Pay</i>	41

Beberapa kata lain seperti “anak”, “sekolah”, dan “nilai” memperkuat bahwa aplikasi ini banyak digunakan oleh siswa untuk menunjang kegiatan belajar formal, sekaligus menjadi alat bantu pelengkap pembelajaran di sekolah. Kehadiran kata “terimakasih” mencerminkan ekspresi apresiasi pengguna terhadap layanan yang diberikan. Kata “berlangganan”, “bayar”, dan “nonton” muncul sebagai bagian dari aktivitas rutin pengguna saat mengakses konten premium, meskipun frekuensinya relatif lebih rendah, menunjukkan bahwa isu harga dan monetisasi bukan menjadi dominasi dalam persepsi pengguna. Temuan ini menguatkan bahwa pendekatan berbasis frekuensi kata, meskipun sederhana, efektif untuk eksplorasi awal dalam memahami fokus tematik ulasan pengguna.

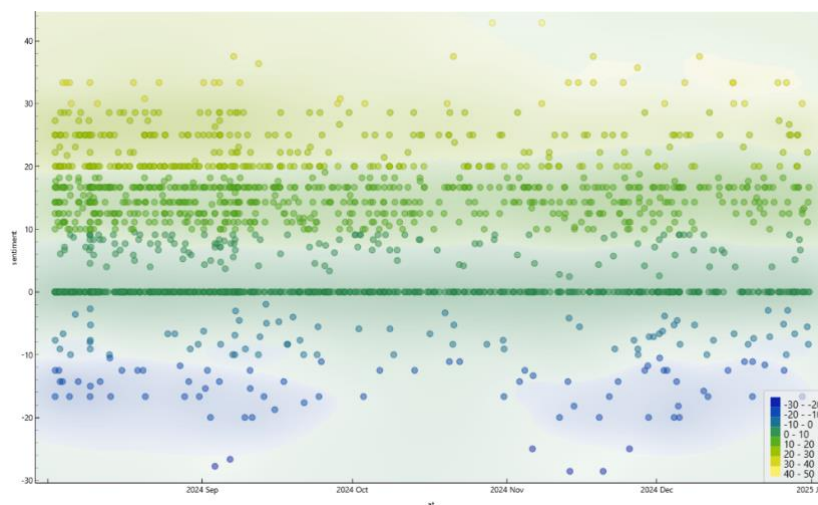
Visualisasi scatter plot pada gambar 3 memberikan gambaran kuantitatif mengenai persebaran sentimen pengguna terhadap aplikasi Ruangguru selama periode 1 Januari 2023 hingga 1 Mei 2025. Sebagian besar titik data berada pada spektrum warna hijau terang hingga kuning cerah, yang mengindikasikan dominasi sentimen positif dengan rentang nilai 0 hingga +40. Pola ini menunjukkan bahwa mayoritas pengguna memiliki persepsi yang cenderung positif dan stabil terhadap aplikasi. Tujuan dari visualisasi tersebut untuk mempermudah pemahaman terhadap hasil pengolahan data dengan cara menampilkan informasi dalam bentuk distribusi visual dua dimensi [19].

Sebaliknya, titik-titik yang merepresentasikan sentimen negatif, berwarna biru gelap dengan nilai di bawah -10, terdistribusi secara sporadis dan tidak membentuk klaster tertentu. Hal ini mengimplikasikan bahwa opini negatif bersifat insidental dan tidak mencerminkan tren umum. Persebaran yang timpang antara opini positif dan negatif memperlihatkan dominasi pengalaman pengguna yang baik terhadap fitur, konten, dan kemudahan penggunaan aplikasi.

Temuan ini memperkuat hasil analisis word cloud yang menunjukkan dominasi kata-kata positif seperti “bagus”, “membantu”, dan “mudah”, sehingga validasi silang antara data tekstual dan numerik dapat dikonfirmasi. Korelasi ini menandakan bahwa persepsi positif

tidak hanya muncul secara eksplisit dalam bentuk kata-kata, tetapi juga terekam dalam pola distribusi sentimen secara kuantitatif. Namun, pendekatan Algoritma Multilingual yang digunakan dalam klasifikasi ini memiliki keterbatasan dalam menangkap ironi atau konteks kalimat yang ambigu, sehingga beberapa opini netral atau campuran mungkin terklasifikasi secara keliru.

Secara interpretatif, persebaran opini dalam scatter plot mencerminkan kepuasan yang relatif konsisten, serta menegaskan bahwa aplikasi Ruangguru berhasil mempertahankan performa yang diterima baik oleh penggunanya selama periode penelitian. Visualisasi ini berkontribusi sebagai bukti empiris yang mendukung pemahaman tentang bagaimana pengalaman pengguna terbentuk dan tersebar dalam sistem aplikasi digital pendidikan.



Gambar 3. Visualisasi *Scatter Plot*

Pola persebaran sentimen yang cenderung stabil dari waktu ke waktu, dengan fluktuasi minimal dan kemunculan opini negatif ekstrem yang sangat jarang, mengindikasikan keberhasilan Ruangguru dalam menjaga kualitas layanan dan tingkat kepuasan pengguna secara konsisten. Konsistensi ini menjadi indikator penting dalam konteks keterlibatan pengguna jangka panjang, di mana emosi positif yang berkelanjutan berperan sebagai faktor penentu retensi dalam sistem pembelajaran digital [20], [21].

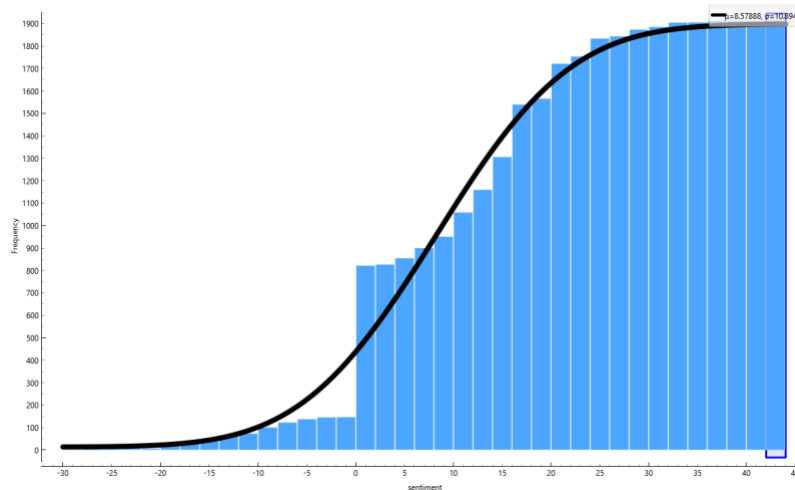
Sementara itu, kemunculan titik-titik berwarna biru gelap (sentimen negatif di bawah -10) tergolong langka dan dapat diasumsikan berasal dari ulasan terkait gangguan teknis atau preferensi individual, bukan dari kelemahan struktural pada sistem aplikasi. Distribusi sentimen yang luas dalam rentang positif atas juga menandakan bahwa aplikasi Ruangguru memiliki kemampuan untuk terus beradaptasi dan memperbarui layanannya. Kemampuan adaptif ini sangat krusial dalam konteks teknologi pada sektor pendidikan, di mana dinamika materi pembelajaran dan kebutuhan pengguna terus berkembang. Konsistensi dominasi sentimen positif dari bulan ke bulan juga memperkuat posisi Ruangguru sebagai platform edukasi digital yang berhasil menjaga kepercayaan dan loyalitas pengguna dari berbagai latar belakang dan jenjang pendidikan.

Secara keseluruhan, scatter plot tidak hanya menjadi bukti visual atas dominasi sentimen positif yang diperoleh dari hasil analisis leksikal, tetapi juga menegaskan stabilitas temporal dan konsistensi emosional yang ditunjukkan oleh pengguna aplikasi Ruangguru. Hal

ini menekankan bahwa konsistensi sentimen positif dalam kurun waktu yang panjang merupakan salah satu prediktor utama dari retensi pengguna dan keterlibatan jangka panjang dalam sistem pembelajaran daring [22]. Dengan demikian, data yang dihasilkan memperkuat temuan bahwa Ruangguru merupakan platform pembelajaran digital yang sukses dalam membangun persepsi emosional yang positif dan berkelanjutan di kalangan pelajar Indonesia.

Persepsi Pengguna dalam Kategori Sentimen

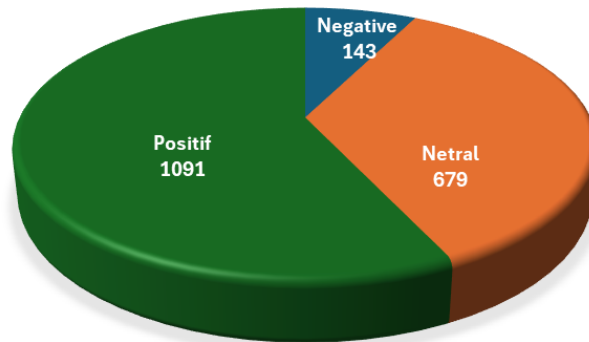
Mengategorikan emosi manusia melalui analisis teks merupakan tantangan metodologis yang kompleks, karena melibatkan dimensi emosional dan intensi subjektif penulis [23]. Dalam studi ini, Orange Data Mining digunakan untuk menganalisis 1.913 ulasan pengguna aplikasi Ruangguru dari Google Play Store, dengan klasifikasi sentimen ke dalam tiga kategori: positif (skor > 0), netral (skor = 0), dan negatif (skor < 0) [24], [25].



Gambar 4. Distribusi *Sentiment Polarity*

Hasil visualisasi pada Gambar 4 menunjukkan distribusi histogram sentimen dengan pola sigmoid yang terkonsentrasi pada rentang positif. Puncak distribusi berada di atas nilai 10, dan nilai maksimum mencapai mendekati 40. Nilai rata-rata sentimen tercatat pada $\mu = 8,57$ dengan standar deviasi $\sigma = 10,89$, yang menandakan adanya variasi moderat, namun dengan dominasi kuat pada kutub positif. Ini menunjukkan bahwa opini pengguna terhadap aplikasi selama periode analisis secara umum bernuansa optimis dan apresiatif.

Klasifikasi lebih lanjut yang ditampilkan dalam Gambar 5 menunjukkan bahwa 1.091 ulasan (57,02%) tergolong sebagai sentimen positif. Ulasan ini umumnya mengandung ekspresi kepuasan terhadap materi pembelajaran, tampilan antarmuka, serta peran aplikasi dalam memfasilitasi proses belajar. Kata-kata seperti “bagus”, “membantu”, “mudah”, dan “keren” mendominasi ulasan-ulasan ini, mengindikasikan bahwa fungsionalitas dan efektivitas merupakan faktor utama pembentuk kepuasan pengguna.



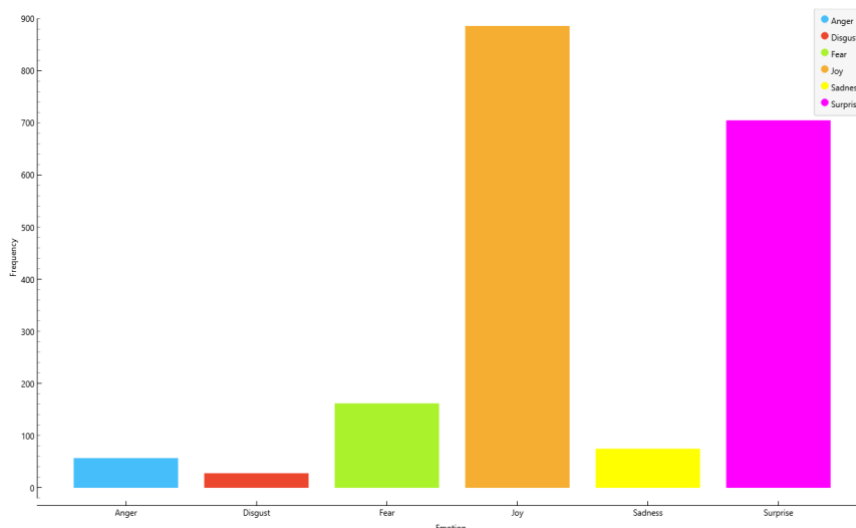
Gambar 5. Visualisasi *Sentiment Polarity*

Sementara itu, 679 ulasan (35,49%) dikategorikan sebagai netral. Komentar dalam kategori ini biasanya tidak memuat ekspresi emosional yang kuat dan lebih bersifat deskriptif atau campuran, seperti “materi lengkap, tapi agak lambat” atau “cukup membantu, meskipun kadang iklan muncul”. Ulasan netral dapat dipahami sebagai refleksi pengalaman yang berimbang dan menjadi area potensial untuk peningkatan kualitas layanan. Ulasan negatif berjumlah 143 (7,47%) dan cenderung mengkritisi gangguan teknis seperti aplikasi keluar sendiri, fitur tidak berfungsi, atau kendala login setelah pembaruan. Persentase yang rendah ini memperkuat temuan sebelumnya bahwa sentimen negatif bersifat insidental, bukan representasi kelemahan sistemik aplikasi.

Fakta bahwa proporsi ulasan negatif sangat kecil menunjukkan bahwa isu-isu teknis atau pengalaman negatif tidak menjadi masalah utama dalam persepsi mayoritas pengguna. Persentase ini tergolong rendah dan sejalan dengan studi sebelumnya [26], yang menyatakan bahwa tingkat toleransi pengguna terhadap kendala teknis relatif tinggi selama manfaat utama dari aplikasi tetap dirasakan. Walaupun metode Algoritma Multilingual ini efektif untuk klasifikasi cepat, pendekatan ini tidak mempertimbangkan struktur sintaksis atau konteks diskursif secara mendalam. Oleh karena itu, penerapan pendekatan berbasis machine learning atau deep learning dapat menjadi alternatif untuk meningkatkan akurasi dan ketepatan klasifikasi, khususnya untuk sentimen netral dan ambigu.

Analisis Emosi Pengguna

Analisis emosi memungkinkan peneliti untuk menggali respons psikologis yang lebih mendalam dari ulasan pengguna, melampaui klasifikasi konvensional positif, netral, dan negatif. Dalam penelitian ini, analisis emosi dilakukan menggunakan klasifikasi emosi yang diintegrasikan dalam Orange Data Mining melalui modul preprocessing dan klasifikasi teks. Model ini mampu mendeteksi probabilitas kemunculan enam emosi dasar, yaitu: kegembiraan (*joy*), keterkejutan (*surprise*), ketakutan (*fear*), kesedihan (*sadness*), kemarahan (*anger*), dan jijik (*disgust*) dari teks ulasan pengguna.



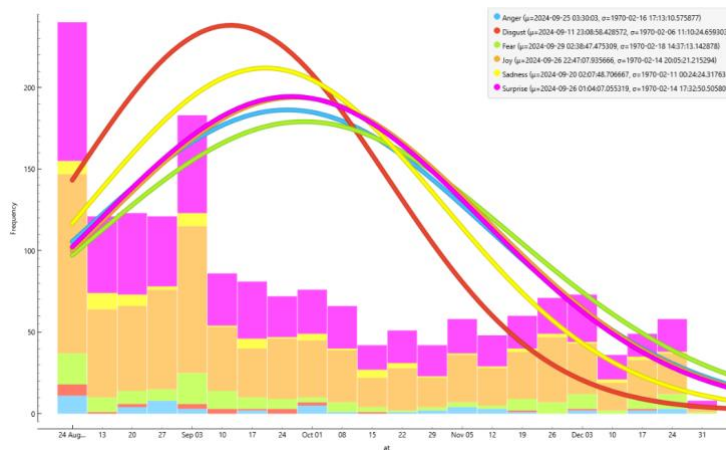
Gambar 6. Visualisasi Analisis Emosi

Berdasarkan hasil analisis, emosi yang paling dominan ditemukan adalah kegembiraan (*joy*) dengan total 886 kemunculan, setara dengan 46,31% dari seluruh data. Temuan ini menunjukkan bahwa mayoritas pengguna merasa puas dan senang terhadap fitur, materi pembelajaran, serta kemudahan penggunaan aplikasi. Emosi kedua terbanyak adalah keterkejutan (*surprise*) dengan 705 ulasan atau 36,85%, yang mengindikasikan adanya fitur-fitur yang melampaui ekspektasi atau pengalaman belajar yang dianggap inovatif oleh pengguna. Tren ini menunjukkan keberhasilan aplikasi dalam membangun pengalaman belajar yang menyenangkan dan melebihi ekspektasi pengguna. Hasil ini menyatakan bahwa *joy* dan *surprise* merupakan indikator kunci keterlibatan emosional dalam aplikasi pembelajaran berbasis digital.

Sementara itu, ketakutan (*fear*) muncul dalam 162 ulasan (8,47%) dan merefleksikan kekhawatiran pengguna terhadap fungsionalitas aplikasi, kesulitan akses, atau tekanan akademik. Emosi kesedihan (*sadness*) tercatat dalam 75 ulasan (3,92%), biasanya berkaitan dengan masalah teknis, keterbatasan fitur, atau kekecewaan terhadap konten. Emosi kemarahan (*anger*) muncul dalam 57 ulasan (2,98%) yang umumnya berisi keluhan mengenai bug, keterlambatan sistem, atau gangguan saat melakukan langganan. Emosi yang paling jarang ditemukan adalah disgust dengan hanya 28 ulasan atau 1,46%, menunjukkan tingkat penolakan pengguna yang sangat rendah terhadap aplikasi. Hal ini mencerminkan peningkatan stabilitas teknis dan penerimaan pengguna terhadap fitur aplikasi seiring waktu. Puncak singkat pada emosi *sadness* di pertengahan September memperkuat sensitivitas pengguna terhadap gangguan sistem, temuan ini menegaskan tentang pentingnya respons cepat terhadap isu teknis dalam platform pembelajaran daring.

Analisis temporal yang ditampilkan dalam Gambar 7 menunjukkan bagaimana distribusi emosi berubah dari waktu ke waktu. Emosi positif seperti *joy* menunjukkan tren peningkatan yang konsisten, khususnya pada awal September 2024, dan tetap tinggi hingga akhir tahun. Emosi *surprise* juga mengalami pola yang stabil dan menunjukkan respons positif terhadap pembaruan atau fitur baru. Peningkatan konsisten pada emosi *joy* sejak awal September hingga akhir tahun mencerminkan peningkatan kualitas pengalaman pengguna yang berkelanjutan. Temuan ini menunjukkan bahwa tren positif dalam ekspresi emosi

berkorelasi erat dengan peningkatan performa sistem dan penyempurnaan fitur yang dirasakan langsung oleh pengguna.



Gambar 7. Visualisasi Analisis Emosi Berdasarkan Data Waktu

Di sisi lain, emosi negatif seperti *anger*, *fear*, dan *disgust* cenderung mengalami penurunan, yang mungkin mengindikasikan adanya perbaikan sistem atau penyesuaian pengguna terhadap penggunaan aplikasi. Peningkatan mendadak pada *sadness* tercatat pada pertengahan September dan bertepatan dengan gangguan sistem yang dilaporkan oleh beberapa pengguna, menunjukkan sensitivitas pengguna terhadap gangguan teknis. Pola-pola ini menggambarkan dinamika emosi yang berkembang seiring waktu, mencerminkan hubungan langsung antara kepuasan pengguna dan kinerja aplikasi.

Temuan ini mendukung kesimpulan bahwa pendekatan algoritma multilingual, meskipun terbatas dalam menangkap nuansa emosional kompleks, masih mampu memberikan gambaran awal yang representatif tentang keterlibatan emosional pengguna. Untuk studi lanjutan, pendekatan klasifikasi emosi berbasis *deep learning* seperti BiLSTM atau transformer dapat memberikan akurasi yang lebih tinggi dan interpretasi kontekstual yang lebih dalam.

KESIMPULAN

Penelitian ini merupakan studi eksploratif awal yang menganalisis persepsi pengguna terhadap aplikasi pembelajaran digital Ruangguru berdasarkan ulasan di Google Play Store. Temuan utama menunjukkan dominasi sentimen positif, terutama terkait fitur aplikasi, kualitas konten, dan kemudahan penggunaan. Kata-kata seperti “bagus”, “belajar”, dan “membantu” mencerminkan kontribusi nyata aplikasi dalam mendukung proses belajar, sementara ulasan negatif yang muncul umumnya berkaitan dengan kendala teknis seperti performa sistem dan akses, sehingga menunjukkan area yang perlu ditingkatkan. Distribusi emosi seperti joy dan surprise mengindikasikan keterlibatan emosional pengguna yang tinggi, menandakan bahwa keberhasilan aplikasi edukasi juga dipengaruhi oleh kemampuannya menciptakan pengalaman belajar yang menyenangkan dan relevan. Pendekatan algoritma multilingual yang digunakan dalam analisis ini cukup efektif untuk memperoleh pemetaan opini secara awal dan sistematis, meskipun belum mempertimbangkan konteks kalimat secara mendalam. Oleh karena itu, hasil ini dapat menjadi dasar awal untuk pengembangan metode yang lebih kompleks di masa depan. Keterbatasan temporal selama tiga tahun menjadi catatan

penting, sehingga studi lanjutan disarankan untuk memperluas cakupan waktu dan menambahkan data dari platform lain seperti X (Twitter) atau Instagram guna memperoleh gambaran yang lebih komprehensif terhadap dinamika persepsi pengguna yang terus berkembang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. H. F. Botelho, "Accessibility to digital technology: Virtual barriers, real opportunities," *Assist. Technol.*, vol. 33, no. sup1, pp. 27–34, 2021, doi: 10.1080/10400435.2021.1945705.
- [2] W. F. Crittenden, I. K. Biel, and W. A. Lovely, "Embracing Digitalization: Student Learning and New Technologies," *J. Mark. Educ.*, vol. 41, no. 1, pp. 5–14, 2019, doi: 10.1177/0273475318820895.
- [3] Cahaya 2022, "Transformation of the Education Sector during the COVID-19 Pandemic in Indonesia," *Educ. Res. Int.*, pp. 1–8, 2022, doi: <https://doi.org/10.1155/2022/8561759>.
- [4] D. Indriyani and K. D. Solihati, "An Overview of Indonesian's Challenging Future: Management of Artificial Intelligence in Education," in *Advanced in Social Science, Education and Humanities Research*, 2021, pp. 279–284. doi: 10.2991/assehr.k.210629.053.
- [5] R. Rahmawati, Sukidin, and P. Suharso, "Factor analysis of ruangguru application use on high school students in Jember," in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, pp. 1–7. doi: 10.1088/1755-1315/747/1/012026.
- [6] A. Bilal, H. T. Mirza, and I. Hussain, "Identifying significant textual features in titles of Google play store applications and their influence on user review rating," *Knowl. Inf. Syst.*, vol. 65, no. 3, pp. 1159–1178, 2023, doi: 10.1007/s10115-022-01799-x.
- [7] P. H. C. Samanmali and R. A. H. M. Rupasingha, "Sentiment analysis on google play store app users' reviews based on deep learning approach," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 83, no. 36, pp. 84425–84453, 2024, doi: 10.1007/s11042-024-19185-w.
- [8] M. Wankhade, A. Chandra, S. Rao, and C. Kulkarni, "A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges | Artificial Intelligence Review," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 55, no. 7, pp. 5731–5780, 2022, doi: <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10144-1>.
- [9] C. Zucco, B. Calabrese, G. Agapito, P. H. Guzzi, and M. Cannataro, "Sentiment analysis for mining texts and social networks data: Methods and tools," *Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov.*, vol. 10, no. 1, pp. 1–32, 2020, doi: 10.1002/widm.1333.
- [10] F. Hemmatian and M. K. Sohrabi, "A survey on classification techniques for opinion mining and sentiment analysis," *Artif Intell Rev*, vol. 52, pp. 1495–1545, 2019, doi: <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9599-6>.
- [11] V. Onker *et al.*, "Harnessing machine learning for academic insight: A study of educational performance in Bhopal, India," *Educ. Inf. Technol.*, vol. 30, no. 9, pp. 12865–12904, 2025, doi: 10.1007/s10639-025-13357-3.
- [12] V. Nakhipova *et al.*, "Use of the Naive Bayes Classifier Algorithm in Machine Learning for Student Performance Prediction," *Int. J. Inf. Educ. Technol.*, vol. 14, no. 1, pp. 92–98, 2024, doi: 10.18178/ijiet.2024.14.1.2028.
- [13] M. S. Ahammad, S. A. Sinthia, M. M. Ahmed, F. Y. Mou, M. N. A. Ikram, and M. Ghosh, "Sentiment Analysis of User Generated Reviews of Online Education Applications Using Deep Learning and Transformer Learning Algorithms," in *2024 15th International Conference on Computing Communication and Networking*

- Technologies, ICCCNT 2024, IEEE, 2024, pp. 1–7. doi: 10.1109/ICCCNT61001.2024.10724110.*
- [14] Shazia Riaz Cheema, Dr. Mamona Yasmin Khan, and Gulzar Bibi, “Decoding User Sentiments and Styles: A Comparative Analysis of Duolingo and Babbel through Appraisal Theory and TAM,” *Crit. Rev. Soc. Sci. Stud.*, vol. 3, no. 2, pp. 1305–1322, 2025, doi: 10.59075/4535x480.
 - [15] L. Kong, D. H. Koh, and P. Antonenko, “Evaluating User Experience in E-Learning Platforms: An NLP-Enhanced Analysis of Duolingo Reviews,” *Int. J. Hum. Comput. Interact.*, vol. 41, no. 15, pp. 9700–9713, 2025, doi: 10.1080/10447318.2024.2427361.
 - [16] P. Bajdor and I. Paweloszek, “Data mining approach in evaluation of sustainable entrepreneurship,” in *Procedia Computer Science*, IEEE, 2020, pp. 2725–2735. doi: 10.1016/j.procs.2020.09.284.
 - [17] F. Heimerl, S. Lohmann, S. Lange, and T. Ertl, “Word cloud explorer: Text analytics based on word clouds,” in *Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, 2014, pp. 1833–1842. doi: 10.1109/HICSS.2014.231.
 - [18] A. Ortigosa, J. M. Martín, and R. M. Carro, “Sentiment analysis in Facebook and its application to e-learning,” *Comput. Human Behav.*, vol. 31, no. 1, pp. 527–541, 2014, doi: 10.1016/j.chb.2013.05.024.
 - [19] M. Ali, M. W. Jones, X. Xie, and M. Williams, “TimeCluster: dimension reduction applied to temporal data for visual analytics,” *Vis. Comput.*, vol. 35, no. 6–8, pp. 1013–1026, 2019, doi: 10.1007/s00371-019-01673-y.
 - [20] L. Blasco-Arcas, Hernandez-Ortega, B. Isabel, and Jimenez-Martinez Julio, “The role of emotions in fostering customer engagement and brand image in interactive media,” *J. Serv. Theory Pract.*, vol. 26, no. 5, pp. 559–589, 2016, doi: <https://doi.org/10.1108/JSTP-12-2014-0286>.
 - [21] A. Dirin, T. H. Laine, and M. Nieminen, “Sustainable usage through emotional engagement: a user experience analysis of an adaptive driving school application,” *Cogn. Technol. Work*, vol. 19, no. 2–3, pp. 303–313, 2017, doi: 10.1007/s10111-017-0406-6.
 - [22] K. F. Hew, X. Hu, C. Qiao, and Y. Tang, “What predicts student satisfaction with MOOCs: A gradient boosting trees supervised machine learning and sentiment analysis approach,” *Comput. Educ.*, vol. 145, p. 103724, 2020, doi: 10.1016/j.compedu.2019.103724.
 - [23] P. Nandwani and R. Verma, “A review on sentiment analysis and emotion detection from text,” *Soc. Netw. Anal. Min.*, vol. 11, no. 1, 2021, doi: 10.1007/s13278-021-00776-6.
 - [24] L. Yue, W. Chen, X. Li, W. Zuo, and M. Yin, “A survey of sentiment analysis in social media,” *Knowl. Inf. Syst.*, vol. 60, no. 2, pp. 617–663, 2019, doi: 10.1007/s10115-018-1236-4.
 - [25] S. Verma, “Sentiment analysis of public services for smart society: Literature review and future research directions,” *Gov. Inf. Q.*, vol. 39, no. 3, p. 101708, 2022, doi: 10.1016/j.giq.2022.101708.
 - [26] S. Pouyanfar *et al.*, “A Survey on Deep Learning,” *ACM Comput. Surv.*, vol. 51, no. 5, pp. 1–36, 2019, doi: 10.1145/3234150.

