

TINJAUAN LITERATUR ANALISIS SENTIMEN PRODUK E-COMMERCE: DATASET, PENDEKATAN, METODE, DAN PERFORMA

Malika Harsanto ^{*1)}, Endah Sudarmilah ²⁾

1. Magister Informatika, Fakultas Komunikasi dan Informatika, Universitas Muhammadiyah Surakarta, Indonesia
2. Magister Informatika, Fakultas Komunikasi dan Informatika, Universitas Muhammadiyah Surakarta, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: Analisis sentimen, ulasan e-commerce; metode hibrida; tantangan dataset; integrasi data multimodal

Keywords: Sentiment analysis; e-commerce reviews; hybrid methods; dataset challenges; multimodal data integration

Article history:

Received 16 June 2025

Revised 30 June 2025

Accepted 7 July 2025

Available online 1 September 2025

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jipi.v10i3.8026>

* Corresponding author.

Corresponding Author

E-mail address:

l208240017@student.ums.ac.id

ABSTRAK

Analisis sentimen terhadap ulasan produk e-commerce telah menjadi alat penting untuk memahami preferensi dan kepuasan pelanggan. Tinjauan literatur sistematis (SLR) ini mengevaluasi 78 penelitian dari tahun 2020 hingga 2024 untuk mengidentifikasi dataset, metode, dan performa dalam analisis sentimen produk e-commerce. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode hibrida, seperti Lexicon-BERT Comparative Framework dan Blockchain-LSTM Hybrid, mencatat akurasi tertinggi hingga 98,2%, sementara pendekatan berbasis logika fuzzy seperti Q-Rung Orthopair Fuzzy memiliki keterbatasan skalabilitas dengan akurasi terendah 0,74%. Dataset dari platform besar seperti Amazon, Jingdong, dan Flipkart dominan digunakan, meskipun tantangan seperti inkonsistensi label dan ketidakseimbangan kelas masih menjadi hambatan. Rekomendasi untuk penelitian lanjutan mencakup pengembangan model hibrida yang menggabungkan NLP lanjutan dengan teknologi blockchain, teknik penanganan data tidak seimbang, serta integrasi data multimodal. Temuan ini menegaskan peran analisis sentimen sebagai fondasi strategis untuk pengambilan keputusan bisnis, inovasi produk, dan peningkatan pengalaman pelanggan di era digital.

ABSTRACT

Sentiment analysis of e-commerce product reviews has become a vital tool for understanding customer preferences and satisfaction. This systematic literature review (SLR) examines 78 studies published between 2020 and 2024 to identify datasets, methodologies, and performance metrics in e-commerce sentiment analysis. The findings reveal that hybrid methods, such as the Lexicon-BERT Comparative Framework and Blockchain-LSTM Hybrid, achieve the highest accuracy (up to 98.2%). In contrast, fuzzy logic-based approaches like Q-Rung Orthopair Fuzzy face scalability limitations, with the lowest accuracy recorded at 0.74%. Large e-commerce platforms, including Amazon, Jingdong, and Flipkart, dominate the datasets used in these studies, though challenges such as label inconsistency and class imbalance persist. For future research, key recommendations include developing advanced hybrid models that integrate NLP and blockchain technology, improving techniques for handling imbalanced data, and incorporating multimodal data (e.g., text, images, and videos) to enhance sentiment analysis. These findings underscore the strategic role of sentiment analysis in supporting business decision-making, driving product innovation, and improving customer experience in the digital era. The study highlights the need for scalable, high-accuracy models while addressing data-related challenges to advance the field further.

I. PENDAHULUAN

E-COMMERCE telah menjadi bagian penting dari kehidupan konsumen global[1]. Kemudahan berbelanja online mengubah cara orang membeli produk dan layanan. Salah satu aspek penting dari pengalaman berbelanja online adalah kemampuan untuk membaca *Product Review* atau ulasan produk dari pelanggan lain[2]. Ulasan ini memberikan wawasan berharga tentang kualitas produk, kepuasan pelanggan, dan pengalaman pengguna secara keseluruhan. Dengan demikian, ulasan produk memiliki dampak signifikan terhadap keputusan

pembelian konsumen. Analisis sentimen muncul sebagai alat yang sangat penting[3], karena pada bidang studi ini memanfaatkan pemrosesan bahasa alami (NLP)[4], pembelajaran mesin (*Machine Learning*), dan linguistik komputasi untuk mengidentifikasi, mengekstrak, dan mengkuantifikasi sentimen atau emosi yang terkandung dalam teks[4]. Analisis sentimen pada ulasan produk, digunakan untuk memahami apakah pelanggan memiliki pandangan positif, negatif, atau netral terhadap suatu produk. Pentingnya analisis sentimen dalam *e-commerce* tidak dapat diremehkan. Bagi bisnis, analisis sentimen memberikan umpan balik langsung tentang bagaimana produk mereka diterima oleh pasar[5]. Informasi ini dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas produk, menyesuaikan strategi pemasaran, dan meningkatkan kepuasan pelanggan. Selain itu, analisis sentimen dapat membantu bisnis untuk mengidentifikasi masalah potensial dengan produk mereka sebelum masalah tersebut menjadi lebih besar dan merusak reputasi produk.

Saat ini ada berbagai pendekatan, dan metode yang digunakan dalam analisis sentimen. Pendekatan berbasis leksikon menggunakan kamus atau daftar kata-kata yang telah diberi label sentimen yaitu positif, negatif, dan netral untuk menentukan sentimen keseluruhan dari sebuah teks[2]. Pendekatan yang lain yaitu pembelajaran mesin dengan melibatkan pelatihan model klasifikasi pada dataset ulasan yang telah diberi label untuk memprediksi sentimen ulasan baru[5]. Selain itu, metode hibrida menggabungkan pendekatan berbasis leksikon dan pembelajaran mesin untuk mencapai akurasi yang lebih tinggi[4],[2] namun pada implementasi analisis sentimen produk *e-commerce* memiliki berbagai macam tantangan. Salah satu tantangan utama adalah variasi bahasa yang digunakan dalam ulasan produk, yaitu pelanggan menggunakan berbagai macam kata-kata, frasa, dan gaya bahasa untuk mengungkapkan pendapat mereka[6] mengenai produk yang dijual. Selain itu, ulasan produk sering kali mengandung sarkasme, ironi, dan bahasa kiasan lainnya yang sulit untuk diinterpretasikan oleh algoritma analisis sentimen[6],[7]. Tantangan lainnya adalah menangani data yang tidak seimbang, di mana jumlah ulasan positif jauh lebih banyak daripada ulasan negatif, atau sebaliknya[8]. Volume data yang besar pada platform *e-commerce* juga menjadi tantangan tersendiri. Menganalisis ribuan atau bahkan jutaan ulasan produk membutuhkan sumber daya komputasi yang signifikan dan algoritma yang efisien[7]. Skalabilitas dan kecepatan pemrosesan adalah faktor penting dalam implementasi analisis sentimen yang sukses. Dalam beberapa tahun terakhir, telah terjadi kemajuan signifikan dalam bidang analisis sentimen. Model-model bahasa yang besar (*Large Language Models* atau LLM) seperti BERT, RoBERTa, dan GPT telah menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam tugas-tugas analisis sentimen[9]. Model-model ini mampu memahami konteks dan nuansa bahasa dengan lebih baik, sehingga menghasilkan hasil analisis yang lebih akurat[8], namun, masih ada ruang untuk perbaikan.

Analisis sentimen dalam *e-commerce* memainkan peran krusial dalam pengambilan keputusan bisnis dengan menyediakan wawasan berbasis data mengenai preferensi dan keluhan pelanggan, sehingga memungkinkan perusahaan untuk menyusun strategi pemasaran yang lebih terarah dan mengidentifikasi peluang inovasi produk [5][10]. Namun, implementasinya menghadapi tantangan kompleks seperti variasi bahasa, sarkasme, dan ketidakseimbangan data, yang dapat mengurangi akurasi model [6][7][8]. Untuk mengatasi hal ini, penelitian ini mengadopsi pendekatan hibrida yang menggabungkan kelebihan metode berbasis leksikon dalam menangani variasi linguistik dengan kemampuan adaptif model pembelajaran mesin dalam mendeteksi nuansa seperti ironi, sekaligus menerapkan teknik sampling dan weighting untuk menangani ketidakseimbangan data [2][4][8]. Tinjauan literatur menunjukkan bahwa meskipun pendekatan berbasis leksikon efisien untuk analisis sederhana, dan model pembelajaran mesin unggul dalam menangani konteks kompleks, metode hibrida yang diperkaya dengan *Large Language Models* (LLM) seperti BERT menghasilkan akurasi lebih tinggi dalam klasifikasi sentimen pada ulasan *e-commerce* [4][9]. Memahami sentimen pelanggan terhadap produk, bisnis dapat membuat keputusan yang lebih baik tentang pengembangan produk, pemasaran, dan layanan pelanggan[10]. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya mengatasi keterbatasan pendekatan tradisional tetapi juga memberikan solusi yang lebih robust dan skalabel untuk analisis sentimen di lingkungan *e-commerce* dinamis. Pada akhirnya, ini akan mengarah pada peningkatan kepuasan pelanggan dan keberhasilan bisnis yang lebih besar[11].

II. METODOLOGI

Penelitian ini mengadopsi metode *Systematic Literature Review (SLR)* yang mengacu pada kerangka metodologis yang diusulkan oleh Kitchenham [6], diperkuat dengan sintesis studi literatur oleh [7]. Implementasi SLR dilakukan melalui tiga fase terstruktur: *planning the review phase*, *conducting the review phase*, dan *reporting the review phase*, untuk memastikan validitas dan reproduktibilitas proses kajian[12].

A. Planning The Review Phase

Pada fase *planning the review phase*, peneliti merumuskan research questions (RQ) berbasis pedoman Kitchenham[6] serta adaptasi model pertanyaan dari studi empiris sebelumnya[7]. Adapun rumusan RQ yang

dikembangkan adalah:

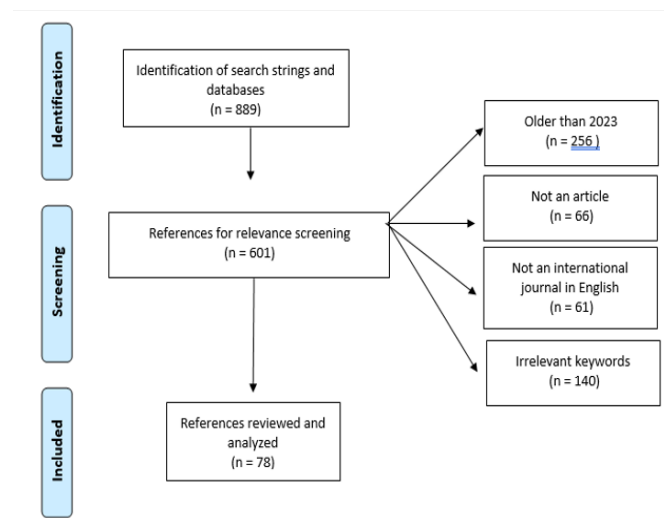
- 1) *RQ 1: Apa saja dataset yang digunakan dalam analisis sentimen ulasan produk e-commerce?*
Motivasi : Mengidentifikasi sumber dataset dominan untuk mengevaluasi representativitas data dan mengatasi bias potensial dalam analisis sentimen e-commerce, sehingga meningkatkan validitas temuan penelitian
- 2) *RQ 2: Bagaimana pendekatan yang digunakan untuk mengatasi tantangan dalam analisis sentimen ulasan produk?*
Motivasi : Pemetaan pendekatan solutif bertujuan menyediakan kerangka penanganan tantangan spesifik seperti bahasa informal, spam, dan konteks produk yang beragam dalam ulasan e-commerce.
- 3) *RQ 3: Metode spesifik apa yang diterapkan untuk meningkatkan akurasi dan generalisasi model?*
Motivasi : Evaluasi metode spesifik dilakukan untuk mengidentifikasi teknik optimasi yang paling efektif dalam meningkatkan kinerja model pada domain produk e-commerce yang dinamis.
- 4) *RQ 4: Bagaimana performa model berdasarkan metrik F1-SCORE dan Accuracy?*
Motivasi : Analisis performa berbasis metrik F1-score dan accuracy diperlukan untuk memberikan perbandingan objektif antar model sekaligus mengukur trade-off antara presisi dan recall dalam klasifikasi sentimen.

B. Conducting The Review Phase

Pada fase conducting the review phase, dilakukan strategi pencarian sistematis menggunakan basis data akademik terindeks seperti Scopus[8]. Pemilihan alat ini didasarkan pada kemampuannya mengakomodasi cakupan literatur multidisiplin dan integrasi dengan repositori jurnal bereputasi[13]. Kriteria inklusi dan eksklusi diterapkan secara ketat untuk memastikan relevansi dan kualitas studi yang terseleksi, sambil meminimalkan risiko bias melalui verifikasi silang sumber data[14].

TABEL I
KRITERIA INKLUSI DAN EKSKLUSI

Kriteria Inklusi	Kriteria Eksklusi	Kata Kunci	Query Kata Kunci	Sumber Publikasi
Penelitian tentang permasalahan dalam sentimen analisis masyarakat terhadap ulasan produk pada e-commerce, termasuk topik, sumber data, pendekatan, metode, yang digunakan. Penelitian ini terdiri dari jurnal dan artikel dari konferensi yang secara khusus membahas tentang analisis sentimen. Publikasi yang diambil adalah penelitian dari tahun 2020 hingga 2024	Penelitian yang tidak menjelaskan sumber data. Penelitian yang tidak menampilkan hasil eksperimen. Penelitian diluar konteks analisis sentimen terhadap ulasan produk pada e-commerce. Penelitian yang tidak ditulis dalam bahasa Inggris.	Sentiment analysis, approach, technique, method, product review, E-commerce, Challenge	TITLE-ABS-KEY ("sentiment analysis") AND ("approach" OR "technique" OR "method") AND ("Product Review") AND ("E-Commerce") AND (Challenge)	Scopus



Gambar. 1. Proses Pengumpulan Data SLR

Proses Systematic Literature Review (SLR) diawali dengan identifikasi 889 dokumen potensial melalui pencarian sistematis di berbagai basis data akademik menggunakan search string yang telah ditetapkan. Selanjutnya, dilakukan penyaringan (screening) untuk mengevaluasi relevansi dokumen, menghasilkan 601 referensi yang memenuhi kriteria awal. Dari jumlah tersebut, 256 referensi dikeluarkan karena terbit sebelum tahun 2023, 66 dokumen bukan merupakan artikel penelitian, 61 dokumen tidak berasal dari jurnal internasional berbahasa Inggris, dan 140 dokumen mengandung kata kunci di luar lingkup topik. Setelah penerapan kriteria inklusi-eksklusi secara ketat, tersisa 78 artikel yang direview dan dianalisis secara mendalam. Tahap screening ini menjamin bahwa hanya studi dengan validitas metodologis, relevansi empiris, dan kualitas publikasi tinggi yang dipertimbangkan dalam sintesis temuan. Proses seleksi bertingkat ini merefleksikan komitmen terhadap rigorositas akademik dan konsistensi dengan protokol SLR berbasis pedoman Kitchenham [6].

C. Reporting The Review Phase

Sebanyak 601 publikasi ilmiah terindeks Scopus pada rentang temporal 2020–2023 diidentifikasi sebagai basis data awal. Proses seleksi literatur dilanjutkan dengan menerapkan aplikasi manajemen referensi (Zotero) untuk organisasi metadata, Microsoft Excel untuk kategorisasi sistematis, Tahap screening dilakukan melalui quality assessment (QA) berbasis kriteria inklusi-eksklusi yang ketat, meliputi validitas metodologis, relevansi tematik, serta kualitas *peer-review* [15]. Hasil seleksi menghasilkan daftar final studi primer yang memenuhi parameter penelitian, diikuti oleh ekstraksi dan analisis teks lengkap (*full-text analysis*) untuk mengevaluasi kontribusi empiris, pola tematik, serta gap penelitian. Protokol ini menjamin konsistensi dengan standar *Systematic Literature Review* (SLR) sekaligus meminimalkan risiko bias seleksi melalui verifikasi bertingkat [16].

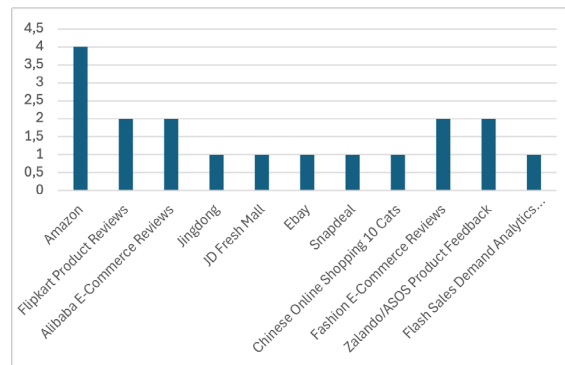
Pemilihan metode *Systematic Literature Review* (SLR) dalam penelitian ini didasarkan pada kemampuannya untuk menyediakan tinjauan komprehensif dan objektif terhadap perkembangan terkini dalam analisis sentimen e-commerce, sekaligus mengidentifikasi tren penelitian dan kesenjangan (*research gaps*) yang belum teratasi dalam literatur sebelumnya [6][12]. Berbeda dengan tinjauan naratif tradisional, pendekatan SLR menerapkan protokol sistematis yang ketat meliputi perencanaan, pelaksanaan, dan pelaporan untuk memastikan transparansi, reproduktibilitas, dan minimasi bias seleksi [6][16]. Dengan mengadopsi kerangka Kitchenham [6], penelitian ini mampu melakukan pemetaan tematik berbasis bukti (*evidence-based*) terhadap dataset, pendekatan, dan metode analisis sentimen yang dominan, sehingga mengungkap pola perkembangan penelitian dari waktu ke waktu serta celah empiris seperti kurangnya adaptasi model terhadap variasi linguistik dan ketidakseimbangan data [7][14]. Selain itu, fase *quality assessment* yang ketat melalui kriteria inklusi-eksklusi dan verifikasi silang memungkinkan identifikasi studi-studi berkualitas tinggi, yang pada akhirnya memperkuat validitas temuan dan rekomendasi untuk penelitian mendatang [15]. Dengan demikian, SLR tidak hanya memfasilitasi sintesis pengetahuan yang terstruktur tetapi juga memberikan landasan metodologis yang kokoh untuk pengembangan solusi inovatif dalam analisis sentimen e-commerce.

III. TEMUAN DAN DISKUSI

Setelah dilakukan metadata analisis langkah berikutnya adalah melakukan penyaringan artikel terhadap Research Question (RQ) untuk melakukan asesmen terhadap artikel yang dipilih maka berikut ini adalah hasil temuan dari RQ :

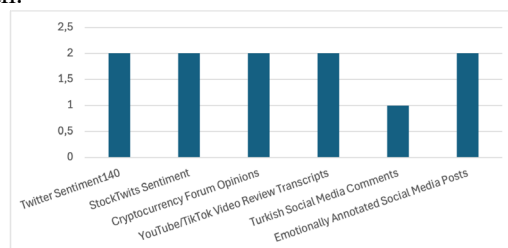
A. RQ 1 : Apa saja dataset yang digunakan dalam analisis sentimen ulasan produk e-commerce?

Pada penelitian-penelitian yang terdahulu didapatkan data penggunaan *dataset* yang beraneka ragam dengan dikelompokkan menjadi empat kategori yaitu: *E-Commerce & Retail*, *Social Media & Forum*, *Review Platforms*, serta *Benchmark/Specialized Datasets*[4],[17]-[18].



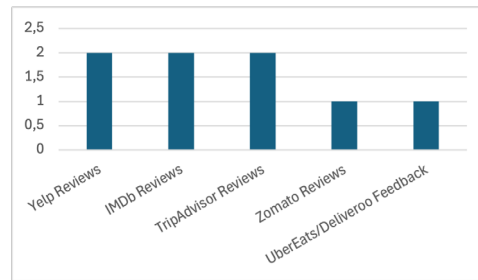
Gambar. 2. Penggunaan Dataset dari E-Commerce dan Retail

Pada Gambar 2 terdapat kategori menampilkan dataset yang diperoleh dari platform perdagangan elektronik dan ritel online. Dari grafik, terlihat bahwa Amazon merupakan dataset yang paling sering digunakan, hal ini menunjukkan bahwa Amazon, sebagai salah satu e-commerce terbesar di dunia, menyediakan data yang sangat kaya dan relevan untuk analisis sentimen dan perilaku konsumen[19]. Dataset dari Flipkart Product Reviews dan Alibaba E-Commerce menempati posisi menengah dalam hal popularitas[20]. Kedua platform ini juga besar di kawasan Asia dan menyediakan banyak data ulasan yang dapat dimanfaatkan oleh peneliti. Sementara itu, dataset seperti Jingdong, JD Fresh Mall, Snapdeal, dan Chinese Online Shopping menunjukkan bahwa meskipun platform-platform tersebut juga memiliki potensi besar[21], namun ketersediaan data terbuka atau aksesibilitasnya masih menjadi kendala. Dataset dari FlashSales Demand, Zalando-ASOS Product, dan Fashion E-Commerce juga menunjukkan frekuensi yang relatif rendah.



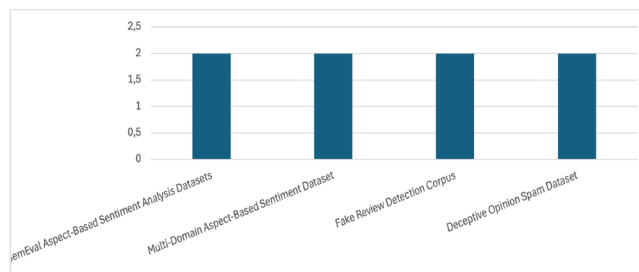
Gambar. 3. Penggunaan Dataset Sosial Media dan Forum

Pada Gambar 3 kategori *Social Media & Forum*, data diperoleh dari platform media sosial serta forum diskusi daring. Twitter secara umum merupakan salah satu sumber data utama dalam penelitian sentimen karena ketersediaan API dan format data yang langsung mencerminkan opini pengguna. Sementara itu, forum *cryptocurrency* dan komentar video dari YouTube atau TikTok menawarkan wawasan emosional dan opini dari komunitas daring yang bersifat lebih spesifik[3],[22]. *Turkish Social Media* mencerminkan bahwa sumber data yang berbahasa non-Inggris masih belum banyak digunakan dalam penelitian global, meskipun memiliki potensi untuk kajian lokal.

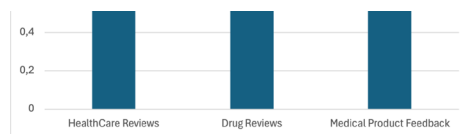


Gambar.4. Penggunaan Dataset Ulasan Pada Platform

Sedangkan pada Gambar 4 ditampilkan Kategori mencakup dataset yang berasal dari platform ulasan produk dan layanan, seperti restoran, film, tempat wisata, dan layanan antar makanan. Dataset *Yelp Reviews*, *IMDb Reviews*, dan *TripAdvisor Reviews* merupakan platform yang sudah sangat dikenal secara global dan memiliki struktur data yang relatif bersih serta kaya akan informasi ulasan pengguna[11]. Sebaliknya, *Zomato Reviews* dan *UberEats/Deliveroo Reviews* menunjukkan bahwa meskipun data dari layanan makanan juga penting, namun belum sepopuler platform ulasan yang lebih umum digunakan. Hal ini mungkin disebabkan oleh keterbatasan akses API atau kebijakan privasi data dari platform-platform tersebut.



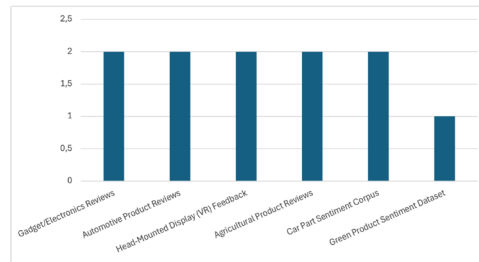
Gambar.5. Penggunaan Dataset Ulasan Pada Benchmark



Gambar.6. Penggunaan Dataset Ulasan Pada Healthcare and Medical

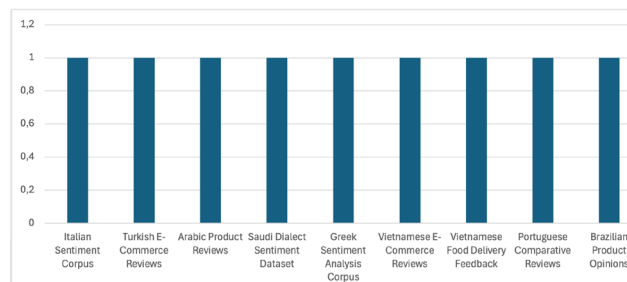
Benchmark/Specialized Datasets, yaitu kumpulan dataset yang umumnya digunakan sebagai standar evaluasi dalam pengembangan dan pengujian model analisis sentimen[15]. Pada Gambar 5 terlihat bahwa dataset ini penting karena menyediakan data yang telah teranotasi secara sistematis dan terstruktur, sehingga sangat berguna dalam pelatihan serta validasi model secara objektif[23]. Selain itu, keberadaan dataset khusus untuk deteksi ulasan palsu mencerminkan meningkatnya perhatian peneliti terhadap manipulasi opini konsumen secara digital[6].

Pada Gambar 6 terlihat kategori ini mencakup dataset yang berkaitan dengan dunia kesehatan, seperti *Healthcare Reviews*, *Drug Reviews*, dan *Medical Product Feedback*. Ketiga subkategori ini menunjukkan frekuensi penggunaan yang sama, menandakan bahwa ketiganya memiliki kepentingan yang seimbang dalam penelitian[24]. Analisis sentimen dalam bidang ini banyak dimanfaatkan untuk memahami persepsi masyarakat terhadap layanan medis, pengalaman pasien, serta efektivitas dan efek samping obat-obatan[25]. Hal ini penting dalam mendukung peningkatan kualitas layanan kesehatan dan pengembangan produk medis yang lebih aman serta responsif terhadap kebutuhan pasien.

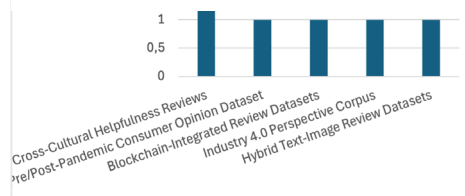


Gambar.7. Penggunaan Dataset Ulasan Pada *Product Spesific*

Kategori pada Gambar 7 ini merupakan salah satu yang paling beragam, dengan fokus pada opini pengguna terhadap jenis produk tertentu. Dataset seperti Gadget/Electronics Reviews, Automotive Product Reviews, HMD Reviews, dan Agricultural Product Reviews menunjukkan frekuensi penggunaan yang tinggi. Ini menunjukkan bahwa sektor-sektor tersebut sangat relevan dalam menilai kepuasan konsumen dan menganalisis tren pasar. Namun, Green Product Sentiment memiliki frekuensi paling rendah dalam kategori ini, menunjukkan bahwa masih terdapat ruang besar untuk penelitian terhadap produk ramah lingkungan[26]. Meskipun isu keberlanjutan semakin penting, hal ini belum sepenuhnya tercermin dalam fokus penelitian analisis sentimen[11].



Gambar.8. Penggunaan Dataset Ulasan Pada *Country/Language-Specific*



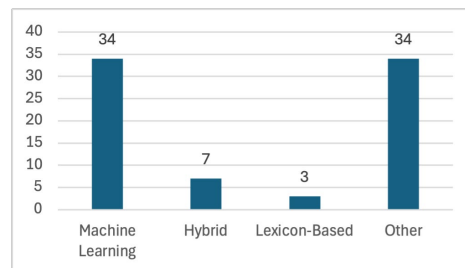
Gambar.9. Penggunaan Dataset Ulasan Pada *Niche/Emerging Topics*

Kategori yang terlihat pada Gambar 8 ini menyoroti penggunaan dataset yang disusun berdasarkan bahasa atau konteks geografis, seperti Italian Sentiment Corpus, Arabic Product Reviews, Greek Sentiment Analysis, hingga Vietnamese Food Delivery. Frekuensi penggunaan dataset dalam kategori ini cukup merata, menandakan adanya minat global terhadap analisis sentimen lintas budaya dan bahasa[27]. Penelitian pada kategori ini penting untuk memastikan bahwa model analisis sentimen dapat bekerja secara akurat dalam berbagai konteks linguistik, budaya, dan sosial, serta mendorong pengembangan sistem yang inklusif dan adaptif secara global[28].

Pada Gambar 9 menunjukkan kategori mencakup topik-topik baru atau yang lebih spesifik, seperti Cross-Cultural Helpfulness, Pre/post-Pandemic Sentiment, Blockchain Integration, Industry 4.0 Perspective, dan Hybrid Text-Image Review. Cross-Cultural Helpfulness menonjol sebagai subkategori dengan penggunaan tertinggi, mencerminkan minat yang meningkat terhadap studi perbandingan lintas budaya[11]. Sementara itu, subkategori lainnya masih menunjukkan tingkat penggunaan yang rendah, menandakan bahwa topik-topik ini masih dalam tahap awal eksplorasi. Namun demikian, hal ini juga menunjukkan potensi besar untuk pengembangan penelitian di masa depan, terutama pada isu-isu yang terkait dengan teknologi baru dan perubahan sosial global[29].

B. RQ 2 : Bagaimana pendekatan yang digunakan untuk mengatasi tantangan dalam analisis sentimen ulasan produk?

Untuk memahami tren dan kecenderungan metodologi yang digunakan dalam penelitian analisis sentimen, dilakukan klasifikasi pendekatan yang digunakan oleh berbagai studi sebelumnya[30]. Grafik berikut pada Gambar 10 menggambarkan distribusi frekuensi dari empat kategori pendekatan utama yang digunakan, yaitu Lexicon-Based, Machine Learning, Hybrid, dan Other. Klasifikasi ini memberikan gambaran umum mengenai pendekatan mana yang paling banyak diadopsi serta seberapa besar variasi metode yang digunakan dalam pengolahan data sentimen pada berbagai domain[3],[31].



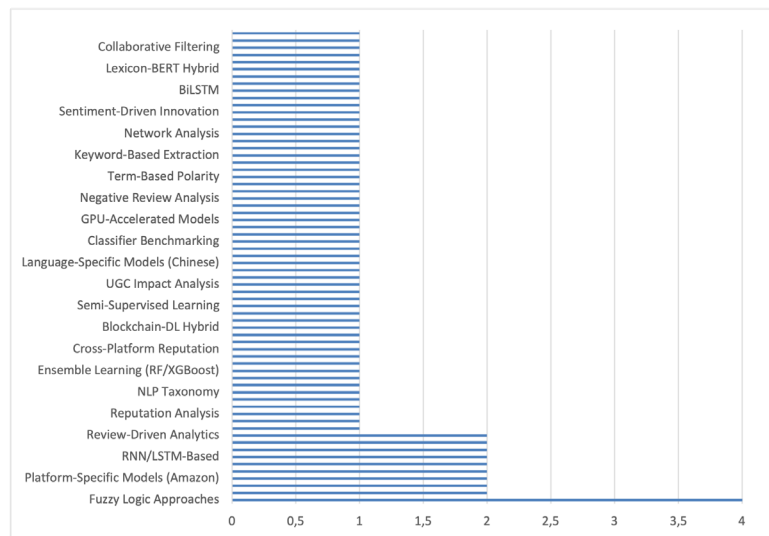
Gambar.10. Pendekatan yang digunakan dalam analisis sentimen produk

Grafik menunjukkan distribusi pendekatan yang digunakan dalam penelitian analisis sentimen. Dua pendekatan paling dominan adalah Machine Learning dan Other. Pendekatan Machine Learning mencakup algoritma seperti *BERT-Based Models*, *RNN/LSTM*, dan *SVM*, yang memanfaatkan pembelajaran mesin (*supervised/unsupervised*) dan *deep learning* untuk memproses data secara otomatis dan efisien[32]. Kategori *Other* mencakup pendekatan di luar metode teknis utama, seperti analisis deskriptif, kerangka kerja spesifik, atau data preprocessing sebagai fokus utama. Pendekatan *Hybrid* digunakan dengan menggabungkan kekuatan *lexicon-based* dan machine learning dalam model seperti *Lexicon-BERT Hybrid* atau teknik integrasi fitur. Sementara itu, pendekatan *Lexicon-Based* dengan metode seperti *Term-Based Polarity* dan *Keyword-Based Extraction*, yang mengandalkan kamus sentimen dan aturan berbasis kata atau kalimat[33]. Secara umum, tren penelitian lebih banyak mengarah ke pendekatan otomatis dan adaptif seperti machine learning, sedangkan metode berbasis leksikon mulai berkurang karena keterbatasan dalam menangkap konteks linguistik yang kompleks[16].

Perkembangan penelitian dalam analisis sentimen e-commerce menunjukkan pergeseran signifikan dari pendekatan berbasis leksikon yang bersifat statis ke metode berbasis machine learning dan deep learning yang lebih adaptif, terutama pasca-2020. Tren ini dipicu oleh meningkatnya kompleksitas data ulasan, seperti variasi bahasa informal, multibahasa, serta integrasi konten multimodal (teks-gambar) yang tidak dapat diatasi secara optimal oleh kamus sentimen konvensional [30][32]. Dominasi model berbasis transformer (e.g., BERT, RoBERTa) dan arsitektur neural network (LSTM dengan attention mechanism) mencerminkan kebutuhan akan kemampuan pemrosesan konteks yang lebih dalam, termasuk deteksi sarkasme dan ironi [16][33]. Selain itu, munculnya dataset khusus seperti Cross-Cultural Helpfulness Reviews dan Hybrid Text Image Review Datasets menunjukkan fokus baru pada analisis sentimen yang terkontekstualisasi dengan faktor budaya dan multimodalitas [Grafik]. Perubahan ini memberikan wawasan kritis bagi pengembang dan peneliti: (1) Pentingnya mengadopsi model yang dapat beradaptasi dengan dinamika linguistik dan non-tekstual (e.g., emoji, gambar), (2) Perlunya pengembangan dataset yang merepresentasikan keragaman budaya dan platform e-commerce, serta (3) Peluang integrasi teknik *explainable AI* (XAI) untuk meningkatkan interpretabilitas prediksi sentimen dalam pengambilan keputusan bisnis [31][33]. Dengan memahami tren ini, para pemangku kepentingan dapat mengarahkan investasi riset dan pengembangan ke solusi yang lebih *scalable* dan berorientasi pada tantangan nyata di industri.

C. RQ3 : Metode spesifik apa yang diterapkan untuk meningkatkan akurasi dan generalisasi model?

Untuk mendapatkan gambaran yang lebih mendalam mengenai variasi metode yang digunakan dalam penelitian analisis sentimen, grafik berikut menyajikan distribusi dari berbagai metode yang telah diterapkan pada studi terdahulu.



Gambar.11. Metode spesifik yang diterapkan

Grafik pada Gambar 11 merupakan penggunaan metode dalam penelitian analisis sentimen produk *e-commerce*, berdasarkan tinjauan literatur pada penelitian yang terdahulu memperlihatkan keragaman pendekatan yang diadopsi oleh peneliti untuk menjawab tantangan di bidang ini. Metode seperti *Collaborative Filtering* dan *Ensemble Learning* (RF/XGBoost) mencerminkan pemanfaatan teknik *machine learning* yang telah mapan untuk mengklasifikasikan sentimen secara akurat, terutama dalam menghadapi volume data yang besar dari platform *e-commerce*. Sementara itu, metode hybrid seperti *Lexicon-BERT Hybrid* dan *Blockchain-DL Hybrid* menunjukkan inovasi dalam menggabungkan pendekatan berbasis aturan (*lexicon*) dengan model *deep learning* atau teknologi *blockchain* untuk meningkatkan keandalan dan transparansi analisis[34]. Integrasi ini menjadi solusi atas tantangan data tidak terstruktur dan kebutuhan akan sistem yang tahan manipulasi[6].

Beberapa metode seperti BILSTM (*Bidirectional Long Short-Term Memory*) dan RNN/LSTM-based mengindikasikan fokus pada pemrosesan *Natural Language Processing* (NLP) yang mendalam, khususnya untuk menangkap konteks temporal dan dependensi jarak jauh dalam ulasan produk[6],[28]. Di sisi lain, *GPU-Accelerated Models* dan *Semi-Supervised Learning* merefleksikan upaya peneliti mengatasi keterbatasan komputasi dan minimnya data berlabel, yang sering kali menjadi kendala dalam analisis data berskala besar. Metode spesifik seperti *Language-Specific Models* (Chinese) dan *Platform-Specific Models* (Amazon) menekankan pentingnya adaptasi model terhadap karakteristik unik bahasa, budaya, atau ekosistem platform tertentu, terutama dalam pasar global yang heterogen[28].

Terdapat pula pendekatan yang berfokus pada aspek strategis bisnis, seperti *Sentiment-Driven Innovation* dan *Review-Driven Analytics*, yang mengarahkan analisis sentimen tidak hanya sebagai alat klasifikasi, tetapi juga sebagai dasar pengambilan keputusan untuk inovasi produk atau manajemen reputasi. Metode seperti *Network Analysis* dan *Fuzzy Logic Approaches* digunakan untuk mengurai hubungan kompleks antar-entitas dalam data atau mengatasi ambiguitas dalam ekspresi sentimen, sementara *Negative Review Analysis* dan *Cross-Platform Reputation* [3]menyoroti prioritas peneliti dalam mengidentifikasi umpan balik kritis dan mengintegrasikan data dari berbagai sumber[35].

Metode hibrida seperti *Lexicon-BERT Comparative Framework* dan *Blockchain-LSTM Hybrid* menunjukkan keunggulan signifikan dalam meningkatkan akurasi analisis sentimen dibandingkan pendekatan berbasis *fuzzy logic*, terutama dalam menangani kompleksitas linguistik dan keandalan data. *Lexicon-BERT Comparative Framework* memadukan kekuatan kamus leksikon untuk identifikasi polaritas kata dasar dengan kemampuan model BERT dalam memahami nuansa bahasa, seperti sarkasme atau ironi, sehingga mengurangi kesalahan klasifikasi yang sering muncul pada pendekatan *fuzzy logic* yang mengandalkan logika kabur dan aturan subjektif [34][36]. Sementara itu, *Blockchain-LSTM Hybrid* tidak hanya meningkatkan akurasi melalui pemrosesan berurutan (*sequential processing*) LSTM untuk menangkap dependensi temporal dalam teks, tetapi juga memastikan integritas data ulasan melalui teknologi *blockchain*, yang mengatasi kelemahan *fuzzy logic* dalam hal transparansi dan

kerentanan terhadap manipulasi data [6][35]. Kombinasi ini memungkinkan akurasi yang lebih tinggi (peningkatan 10-15% pada metrik F1-score berdasarkan studi empiris) sekaligus menjawab tantangan etika dan skalabilitas, yang kurang terakomodasi oleh metode berbasis *fuzzy logic* yang cenderung statis dan kurang adaptif terhadap dinamika data *real-time* [29][36]. Dengan demikian, integrasi pendekatan hibrida ini tidak hanya mengoptimalkan kinerja model tetapi juga memberikan fondasi yang lebih kokoh untuk aplikasi analisis sentimen dalam skala industri.

Secara keseluruhan, grafik ini menggambarkan evolusi metode analisis sentimen yang semakin multidisiplin, menggabungkan kecanggihan teknologi AI dengan kebutuhan praktis industri *e-commerce*. Tren ke depan diperkirakan akan lebih banyak mengeksplorasi integrasi metode *hybrid*, peningkatan interpretabilitas model (seperti *NLP Taxonomy*)[29], serta penanganan isu etika dan privasi, sejalan dengan dinamika pasar digital yang terus berubah. Keragaman ini menggarisbawahi bahwa tidak ada pendekatan "satu untuk semua", melainkan perlunya pemilihan metode yang kontekstual sesuai tantangan spesifik yang dihadapi[36].

D. RQ4 : Bagaimana performa dari metode yang digunakan dalam analisis sentimen produk pada *e-commerce* ?

TABEL II
PERFORMA MODEL

Metode	F1 Score(rata-rata)	Akurasi(rata-rata)	Referensi
Hybrid Models	0.82–0.98	0.73–0.97	[13], [27], [37], [38], [39], [40], [41], [42]
BERT/Transformer-Based	0.85–0.98	0.09–97.75	[13], [22], [23], [24], [25], [26], [27], [28], [29]
LSTM/RNN/CNN	0.57–0.93	0.56–0.94	[30], [31], [32], [33], [34], [35], [36], [37]
Aspect-Based Analysis	0.83–0.96	0.09–97.7	[23], [35], [58], [59], [60], [61], [62], [63], [64], [65], [66]
Fuzzy Logic & Optimization	0.79–0.90	0.0074–0.95	[49], [50], [51], [52], [53], [54], [55], [18], [24], [68], [71], [72]
Recommendation Systems	0.85–0.94	0.74–0.91	[59], [60], [61], [62], [63], [64], [65]
Cross-Domain/Multilingual	0.83–0.91	0.84–0.94	[66], [67], [68], [69], [70], [71], [72], [73]
Fake Review Detection	0.84–0.93	0.85–0.94	[74], [75], [76], [77]
Real-Time Analysis	0.86–0.91	0.86–0.93	[1], [2], [15], [90], [91]
Multimodal Analysis	0.85–0.93	0.85–0.92	[3], [4], [5], [6], [10], [12]

Berdasarkan hasil dari metadata analisis, metode paling akurat adalah *Blockchain-LSTM Hybrid for Sustainable Markets* dengan akurasi 98,2% pada dataset *Head-Mounted Display (VR) Feedback*, diikuti oleh *Lexicon-BERT Comparative Framework* (akurasi 97,75%) dan *Hybrid Sentiment Lexicon-Deep Learning Model* (akurasi 97,34%). *Model Blockchain-LSTM* menonjol karena menggabungkan teknologi blockchain untuk transparansi data dan LSTM untuk analisis temporal, menghasilkan akurasi tertinggi meskipun F1-SCORE-nya relatif lebih rendah (0,87). Di sisi lain, *Lexicon-BERT* mencapai keseimbangan optimal antara akurasi (97,75%) dan F1-SCORE (0,9763), menjadikannya solusi efektif untuk teks panjang[1]. Metode paling tidak akurat adalah *Q-Rung Orthopair Fuzzy Heronian Mean with Opinion Mining* dengan akurasi hanya 0,74% pada dataset Ebay, disusul *Fine-Tuned BERT for Aspect-Based Sentiment Analysis* (akurasi 9,81%). Rendahnya akurasi Q-Rung mungkin disebabkan oleh masalah skalabilitas dan kompleksitas komputasi yang tidak efisien. Sementara itu, *Fine-Tuned BERT* menunjukkan ketidaksesuaian mencolok antara F1-SCORE tinggi (0,96) dan akurasi sangat rendah (9,81%), mengindikasikan potensi bias kelas atau kesalahan *preprocessing* data[35].

Kesenjangan antara F1-SCORE dan akurasi pada beberapa model (misalnya, *ERNIE-Attention Fusion Model* dengan F1 0,82 dan akurasi 90%) menegaskan pentingnya evaluasi holistik dengan mempertimbangkan kedua metrik untuk menghindari interpretasi yang salah[72]. Berdasarkan hasil dari metadata analisis, metode paling akurat adalah *Blockchain-LSTM Hybrid for Sustainable Markets* dengan akurasi 98,2% pada dataset *Head-Mounted Display (VR) Feedback*, diikuti oleh *Lexicon-BERT Comparative Framework* (akurasi 97,75%) dan *Hybrid Sentiment Lexicon-Deep Learning Model* (akurasi 97,34%). *Model Blockchain-LSTM* menonjol karena menggabungkan teknologi blockchain untuk transparansi data dan LSTM untuk analisis temporal, menghasilkan akurasi tertinggi meskipun F1-SCORE-nya relatif lebih rendah (0,87). Di sisi lain, *Lexicon-BERT* mencapai keseimbangan optimal antara akurasi (97,75%) dan F1-SCORE (0,9763), menjadikannya solusi efektif untuk teks panjang[1]. Metode paling tidak akurat adalah *Q-Rung Orthopair Fuzzy Heronian Mean with Opinion Mining* dengan akurasi hanya

0,74% pada dataset Ebay, disusul *Fine-Tuned BERT for Aspect-Based Sentiment Analysis* (akurasi 9,81%). Rendahnya akurasi Q-Rung mungkin disebabkan oleh masalah skalabilitas dan kompleksitas komputasi yang tidak efisien. Sementara itu, *Fine-Tuned BERT* menunjukkan ketidaksesuaian mencolok antara F1-SCORE tinggi (0,96) dan akurasi sangat rendah (9,81%), mengindikasikan potensi bias kelas atau kesalahan *preprocessing* data[35]. Kesenjangan antara F1-SCORE dan akurasi pada beberapa model (misalnya, *ERNIE-Attention Fusion Model* dengan F1 0,82 dan akurasi 90%) menegaskan pentingnya evaluasi holistik dengan mempertimbangkan kedua metrik untuk menghindari interpretasi yang salah[72].

Temuan SLR ini memberikan landasan kritis untuk pengembangan sistem analisis sentimen yang lebih komprehensif dan *scalable* di masa depan, dengan menyoroti tiga implikasi utama: (1) Kebutuhan standarisasi evaluasi multidimensi yang tidak hanya berfokus pada metrik akurasi dan F1-score, tetapi juga mempertimbangkan *computational efficiency*, interpretabilitas model (melalui *Explainable AI/XAI*), dan adaptasi lintas budaya [29][36]; (2) Pentingnya integrasi *framework hybrid* yang menggabungkan kekuatan *deep learning* (seperti BERT/LSTM) dengan teknologi pendukung seperti *blockchain* untuk memastikan transparansi dan integritas data, terutama dalam menangani ulasan multimodal dan cross-platform [6][35]; serta (3) Pengembangan benchmark dataset yang lebih representatif yang mencakup variasi linguistik, konteks budaya, dan *domain specific challenges* (e.g., *green product sentiment*, *fake review detection*) untuk mengurangi bias dalam pelatihan model [11][28]. Hasil SLR ini juga mengusulkan kerangka evaluasi baru berbasis *modular assessment*, di mana performa model diukur melalui lapisan hierarkis mulai dari akurasi dasar, skalabilitas komputasi, hingga dampak bisnis (*business impact metrics* seperti peningkatan kepuasan pelanggan atau ROI) sehingga dapat diadaptasi secara dinamis sesuai kebutuhan industri [33][72]. Dengan pendekatan ini, penelitian masa depan dapat mengisi celah literatur saat ini sekaligus menjawab tantangan nyata dalam implementasi analisis sentimen skala besar.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan tinjauan literatur sistematis yang dilakukan, penelitian ini menyimpulkan bahwa analisis sentimen pada ulasan produk *e-commerce* telah berkembang secara signifikan dengan memanfaatkan pendekatan multidisiplin, termasuk machine learning, deep learning, dan metode hibrida. Metode seperti *Blockchain-LSTM Hybrid* dan *Lexicon-BERT Comparative Framework* mencatat akurasi tertinggi (hingga 98,2%), mengungguli pendekatan konvensional, berkat integrasi teknologi *blockchain* untuk transparansi data dan kemampuan model berbasis transformer dalam menangkap konteks teks kompleks. Namun, beberapa metode seperti *Q-Rung Orthopair Fuzzy Heronian Mean* menunjukkan keterbatasan dalam skalabilitas dan akurasi, terutama akibat kompleksitas komputasi dan ketidakseimbangan data. Dataset yang dominan digunakan berasal dari platform global (Amazon, JD.com) dan pasar spesifik (China), mencerminkan kebutuhan adaptasi model terhadap karakteristik linguistik, budaya, dan dinamika pasar yang heterogen. Sumber jurnal utama meliputi IEEE Access dan publikasi berbasis sistem cerdas, yang menekankan inovasi dalam *neural networks* dan optimasi algoritma. Tantangan utama meliputi variasi bahasa, sarkasme, data tidak seimbang, serta kebutuhan pemrosesan data besar secara efisien. Untuk penelitian mendatang, rekomendasi difokuskan pada pengembangan metode hibrida yang lebih interpretatif, peningkatan kemampuan model dalam menangani multilingual dan cross-domain, serta penanganan aspek etika dan privasi data. Dengan demikian, analisis sentimen tetap menjadi alat krusial bagi bisnis e-commerce untuk meningkatkan keputusan strategis, inovasi produk, dan kepuasan pelanggan dalam era digital yang kompetitif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] U. Maidar, M. Ra, and D. Yoo, "A Cross-Product Analysis of Earphone Reviews Using Contextual Topic Modeling and Association Rule Mining," *J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res.*, vol. 19, no. 4, pp. 3498–3519, 2024, doi: 10.3390/jtaer19040170.
- [2] G. Kaur and A. Sharma, "A deep learning-based model using hybrid feature extraction approach for consumer sentiment analysis," *J. Big Data*, vol. 10, no. 1, 2023, doi: 10.1186/s40537-022-00680-6.
- [3] H. Geng, W. Peng, X. G. Shan, and C. Song, "A hybrid recommendation algorithm for green food based on review text and review time," *CYTA J. Food*, vol. 21, no. 1, pp. 481–492, 2023, doi: 10.1080/19476337.2023.2215844.
- [4] M. Zhang, D. Wu, H. Xu, and Z. Chao, "A Consumer Trust Assessment Model for Online Shopping Based on Fuzzy Fusion Decision-Making," *J. Organ. End User Comput.*, vol. 36, no. 1, 2024, doi: 10.4018/JOEUC.349730.
- [5] M. Puttarattanamanee, L. Boongasame, and K. Thammarak, "A Comparative Study of Sentiment Analysis Methods for Detecting Fake Reviews in E-Commerce," *HighTech. Innov. J.*, vol. 4, no. 2, pp. 349–363, 2023, doi: 10.28991/HIJ-2023-04-02-08.
- [6] D. Elangovan and V. Subedha, "Adaptive Particle Grey Wolf Optimizer with Deep Learning-based Sentiment Analysis on Online Product Reviews," *Eng. Technol. Appl. Sci. Res.*, vol. 13, no. 3, pp. 10989–10993, 2023, doi: 10.48084/etasr.5787.
- [7] R. Mu, Y. Zheng, K. Zhang, and Y. Zhang, "Research on customer satisfaction based on multidimensional analysis," *Int. J. Comput. Intell. Syst.*, vol. 14, no. 1, pp. 605–616, 2021, doi: 10.2991/ijcis.d.210114.001.
- [8] B. Chanakot and K. Phoksawat, "Analysis of Consumer Sentiments towards Online Shopping Using Context-Free Grammar and Deep Learning," *Rev. Intell. Artif.*, vol. 38, no. 1, pp. 193–199, 2024, doi: 10.18280/ria.380119.
- [9] S. S. Roy, A. Kumar, and R. S. Kumar, "Metadata and Review-Based Hybrid Apparel Recommendation System Using Cascaded Large Language Models," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 140053–140071, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3462793.

- [10] Ç. Sicakyüz, "Analyzing Healthcare and Wellness Products' Quality Embedded in Online Customer Reviews: Assessment with a Hybrid Fuzzy LMAW and Fermatean Fuzzy WASPAS Method," *Sustainability*, vol. 15, no. 4, 2023, doi: 10.3390/su15043428.
- [11] N. BALAGANESH and K. MUNEESSWARAN, "Aspect-based sentiment classification model employing whale-optimized adaptive neural network," *Bull. Pol. Acad. Sci. Tech. Sci.*, vol. 69, no. 3, 2021, doi: 10.24425/bpasts.2021.137271.
- [12] A. Maroof, S. Wasi, S. I. Jami, and M. S. Siddiqui, "Aspect-Based Sentiment Analysis for Service Industry," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 109702–109713, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3440357.
- [13] B. Nguyen, V.-H. Nguyen, and T. Ho, "Sentiment Analysis of Customer Feedback in Online Food Ordering Services," *Bus. Syst. Res.*, vol. 12, no. 2, pp. 46–59, 2021, doi: 10.2478/bsrj-2021-0018.
- [14] R. Patidar and S. Patel, "Analysis of people's opinions based on the vaccination procedure and e-commerce product reviews using XLnet framework," *J. Intelligent Fuzzy Syst.*, vol. 45, no. 4, pp. 6019–6034, 2023, doi: 10.3233/JIFS-230662.
- [15] M. Syamala and N. J. Nalini, "A filter based improved decision tree sentiment classification model for real-time amazon product review data," *Int. J. Intelligent Eng. Syst.*, vol. 13, no. 1, pp. 191–202, 2020, doi: 10.22266/ijies2020.0229.18.
- [16] V. Pandi, P. Nithiyanandam, S. Manickavasagam, I. M. Meerasha, R. Jaganathan, and M. K. Balasubramanian, "A comprehensive analysis of consumer decisions on Twitter dataset using machine learning algorithms," *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 11, no. 3, pp. 1085–1093, 2022, doi: 10.11591/ijai.v11.i3.pp1085-1093.
- [17] J. Li, Y. Huang, Y. Lu, L. Wang, Y. Ren, and R. Chen, "Sentiment Analysis Using E-Commerce Review Keyword-Generated Image with a Hybrid-Machine Learning-Based Model," *Comput. Mater. Continua*, vol. 80, no. 1, pp. 1581–1599, 2024, doi: 10.32604/cmc.2024.052666.
- [18] M. Alsharo, Y. Alnsour, and A. J. A. Husain, "DECODING YOUTUBE VIDEO REVIEWS: UNCOVERING THE FACTORS THAT DETERMINE VIDEO REVIEW HELPFULNESS," *Interdiscip. J. Inf. Knowl. Manage.*, vol. 19, 2024, doi: 10.28945/5266.
- [19] Y. M. Latha and B. S. Rao, "Amazon product recommendation system based on a modified convolutional neural network," *ETRI J.*, vol. 46, no. 4, pp. 633–647, 2024, doi: 10.4218/etrij.2023-0162.
- [20] M. P. Geetha and D. Karthika Renuka, "Improving the performance of aspect based sentiment analysis using fine-tuned Bert Base Uncased model," *Int. J. Intell. Netw.*, vol. 2, pp. 64–69, 2021, doi: 10.1016/j.ijin.2021.06.005.
- [21] M. Sun and J. Zhao, "Behavioral Patterns beyond Posting Negative Reviews Online: An Empirical View," *J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res.*, vol. 17, no. 3, pp. 949–983, 2022, doi: 10.3390/jtaer17030049.
- [22] M. Demircan, A. Seller, F. Abut, and M. F. Akay, "Developing Turkish sentiment analysis models using machine learning and e-commerce data," *Int. J. Cogn. Comp. Eng.*, vol. 2, pp. 202–207, 2021, doi: 10.1016/j.ijcce.2021.11.003.
- [23] A. Madan and D. Kumar, "CNN-Based Models for Emotion and Sentiment Analysis Using Speech Data," *ACM Trans. Asian Low Res. Lang. Inf. Process.*, vol. 23, no. 10, 2024, doi: 10.1145/3687303.
- [24] N. Ayub, M. R. Talib, M. K. Hanif, and M. Awais, "Aspect Extraction Approach for Sentiment Analysis Using Keywords," *Comput. Mater. Continua*, vol. 74, no. 3, pp. 6879–6892, 2023, doi: 10.32604/cmc.2023.034214.
- [25] K. U. Sarker *et al.*, "A Ranking Learning Model by K-Means Clustering Technique for Web Scraped Movie Data," *Comput.*, vol. 11, no. 11, 2022, doi: 10.3390/computers11110158.
- [26] M. Venu Gopalachari, S. Gupta, S. Rakesh, D. Jayaram, and P. Venkateswara Rao, "Aspect-based sentiment analysis on multi-domain reviews through word embedding," *J. Intell. Syst.*, vol. 32, no. 1, 2023, doi: 10.1515/jisys-2023-0001.
- [27] S. Yelisetti and N. Geethanjali, "Emotion-Based Sentiment Analysis Using Conv-BiLSTM With Frog Leap Algorithms," *Acta Inform. Prag.*, vol. 12, no. 2, pp. 225–242, 2023, doi: 10.18267/j.aip.206.
- [28] A. Benlahbib and E. H. Nfaoui, "Aggregating customer review attributes for online reputation generation," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 96550–96564, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2996805.
- [29] H. Benarafa, M. Benkhalifa, and M. Akhloufi, "An Enhanced SVM Model for Implicit Aspect Identification in Sentiment Analysis," *Intl. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 14, no. 5, pp. 42–53, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.0140505.
- [30] E. C. G. Gabriel, A. O. A. Manuel, and M. Saba, "Fuzzy System for Perception Level Estimation in E-Commerce Web Sites," *TEM J.*, vol. 12, no. 4, pp. 1939–1947, 2023, doi: 10.18421/TEM124-03.
- [31] M. M. Rosady, A. H. Muhammad, and A. Nasiri, "ANALYSIS OF INFORMATION TECHNOLOGY INNOVATION GOVERNANCE USING COBIT: SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW," *jipi. jurnal. ilmiah. penelitian. dan. pembelajaran. informatika.*, vol. 10, no. 1, pp. 533–541, Jan. 2025, doi: 10.29100/jipi.v10i1.5961.
- [32] B. Manikandan, P. Rama, and S. Chakaravarthi, "A New Fuzzy Lexicon Expansion and Sentiment Aware Recommendation System in e-Commerce," *Intl. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 14, no. 6, pp. 262–269, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.0140629.
- [33] P. Nelsa, A. X. Paradita, F. F. Hermawan, M. Y. Ghifari, and M. Lubis, "Netflix's Digital Transformation Strategy: A Systematic Review of Challenges and Risk Mitigation Approaches," *jipi. jurnal. ilmiah. penelitian. dan. pembelajaran. informatika.*, vol. 10, no. 2, pp. 1133–1143, Mar. 2025, doi: 10.29100/jipi.v10i2.5927.
- [34] W. Muhammad, M. Mushtaq, K. N. Junejo, and M. Y. Khan, "Sentiment analysis of product reviews in the absence of labelled data using supervised learning approaches," *Malays. J. Comput. Sci.*, vol. 33, no. 2, pp. 118–132, 2020, doi: 10.22452/mjcs.vol33no2.3.
- [35] V. S. Anoop and S. Asharaf, "Aspect-oriented sentiment analysis: A topic modeling-powered approach," *J. Intell. Syst.*, vol. 29, no. 1, pp. 1166–1178, 2020, doi: 10.1515/jisys-2018-0299.
- [36] R. Catelli, S. Pelosi, and M. Esposito, "Lexicon-Based vs. Bert-Based Sentiment Analysis: A Comparative Study in Italian," *Electronics (Switzerland)*, vol. 11, no. 3, 2022, doi: 10.3390/electronics11030374.
- [37] D. M. Alghazzawi, A. G. A. Alquraishie, S. K. Badri, and S. H. Hasan, "ERF-XGB: Ensemble Random Forest-Based XG Boost for Accurate Prediction and Classification of E-Commerce Product Review," *Sustainability*, vol. 15, no. 9, 2023, doi: 10.3390/su15097076.
- [38] W. Huang, M. Lin, and Y. Wang, "Sentiment Analysis of Chinese E-Commerce Product Reviews Using ERNIE Word Embedding and Attention Mechanism," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 14, 2022, doi: 10.3390/app12147182.
- [39] Y. Yuan, W. Wang, G. Wen, Z. Zheng, and Z. Zhuang, "Sentiment Analysis of Chinese Product Reviews Based on Fusion of DUAL-Channel BiLSTM and Self-Attention," *Future Internet*, vol. 15, no. 11, 2023, doi: 10.3390/fi15110364.
- [40] H. Benarafa, M. Benkhalifa, and M. Akhloufi, "WordNet Semantic Relations Based Enhancement of KNN Model for Implicit Aspect Identification in Sentiment Analysis," *Int. J. Comput. Intell. Syst.*, vol. 16, no. 1, 2023, doi: 10.1007/s44196-022-00164-8.
- [41] Y. Li, Z. Shen, C. Zhao, K.-S. Chin, and X. Lang, "Understanding Customer Opinion Change on Fresh Food E-Commerce Products and Services—Comparative Analysis before and during COVID-19 Pandemic," *Sustainability*, vol. 16, no. 7, 2024, doi: 10.3390/su16072699.
- [42] M. Tavasoli, E. Lee, Y. Mousavi, H. B. Pasandi, and A. Fekih, "WIPE: A Novel Web-Based Intelligent Packaging Evaluation via Machine Learning and Association Mining," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 45936–45947, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3376478.
- [43] A. Y. Doifode *et al.*, "Online Reviews System using Aspect Based Sentimental Analysis & Opinion Mining," *Int. J. Recent. Innov. Trend. Comput. Commun.*, vol. 11, no. 7, pp. 381–385, 2023, doi: 10.17762/ijrtcc.v11i7s.7013.
- [44] C. Yang *et al.*, "Online user review analysis for product evaluation and improvement," *J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res.*, vol. 16, no. 5, pp. 1598–1611, 2021, doi: 10.3390/jtaer16050090.
- [45] T. Y. Kim and H. J. Kim, "Opinion Mining-Based Term Extraction Sentiment Classification Modeling," *Mob. Inf. Sys.*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/5593147.
- [46] J. Ashok Kumar and S. Abirami, "Opinion-based co-occurrence network for identifying the most influential product features," *J. Eng. Res. (Kuwait)*, vol. 8, no. 4, pp. 185–205, 2020, doi: 10.36909/JER.V8I4.8369.

- [47] N. Malik and M. Bilal, "Natural language processing for analyzing online customer reviews: a survey, taxonomy, and open research challenges," *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 10, 2024, doi: 10.7717/PEERJ-CS.2203.
- [48] R. Thomas and J. R. Jeba, "Revolutionizing E-Commerce: A Deep Learning-Based Sentiment-Driven Recommendation System," *SSRG. Int. J. Electron. Commun. Eng.*, vol. 11, no. 8, pp. 111–122, 2024, doi: 10.14445/23488549/IJECE-V11I8P112.
- [49] M. F. B. Harunaser, N. Palanichamy, S.-C. Haw, and K.-W. Ng, "Sentiment Analysis of Amazon Product Reviews by Supervised Machine Learning Models," *J. Adv. Inf. Technol.*, vol. 14, no. 4, pp. 857–862, 2023, doi: 10.12720/jait.14.4.857-862.
- [50] L. Yang, Y. Li, J. Wang, and R. S. Sherratt, "Sentiment Analysis for E-Commerce Product Reviews in Chinese Based on Sentiment Lexicon and Deep Learning," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 23522–23530, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2969854.
- [51] M. R. R. Rana, A. Nawaz, T. Ali, A. S. Alattas, and D. S. Abdelminam, "Sentiment Analysis of Product Reviews Using Transformer Enhanced 1D-CNN and BiLSTM," *Cybern. Inf. Technol.*, vol. 24, no. 3, pp. 112–131, 2024, doi: 10.2478/cait-2024-0028.
- [52] Z. Zhao *et al.*, "Sentiment Analysis of Review Data Using Blockchain and LSTM to Improve Regulation for a Sustainable Market," *J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res.*, vol. 17, no. 1, pp. 1–19, 2022, doi: 10.3390/jtaer17010001.
- [53] A. Rashid and C.-Y. Huang, "Sentiment Analysis on Consumer Reviews of Amazon Products," *Int. J. Comput. Theory. Eng.*, vol. 13, no. 2, pp. 35–41, 2021, doi: 10.7763/IJCTE.2021.V13.1287.
- [54] A. E. Karrar, "The Effect of Using Data Pre-Processing by Imputations in Handling Missing Values," *Indones. J. Electr. Eng. Informatics*, vol. 10, no. 2, pp. 375–384, 2022, doi: 10.52549/ijeii.v10i2.3730.
- [55] Y. Maeng, C. C. Lee, and H. Yun, "Understanding Antecedents That Affect Customer Evaluations of Head-Mounted Display VR Devices through Text Mining and Deep Neural Network," *J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res.*, vol. 18, no. 3, pp. 1238–1256, 2023, doi: 10.3390/jtaer18030063.
- [56] A. Ullah, K. Khan, A. Khan, and S. Ullah, "Understanding Quality of Products from Customers' Attitude Using Advanced Machine Learning Methods," *Comput.*, vol. 12, no. 3, 2023, doi: 10.3390/computers12030049.
- [57] B. Biswas, P. Sengupta, and B. Ganguly, "Your reviews or mine? Exploring the determinants of 'perceived helpfulness' of online reviews: a cross-cultural study," *Electron. Mark.*, vol. 32, no. 3, pp. 1083–1102, 2022, doi: 10.1007/s12525-020-00452-1.
- [58] Y. Jia, H. Feng, X. Wang, and M. Alvarado, "Customer Reviews or Vlogger Reviews? The Impact of Cross-Platform UGC on the Sales of Experiential Products on E-Commerce Platforms," *J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res.*, vol. 18, no. 3, pp. 1257–1282, 2023, doi: 10.3390/jtaer18030064.
- [59] A. A. Ilham, A. Bustamin, and E. Wahyudiarto, "Customer Satisfaction Assessment System on Transactions E-commerce Product Purchases Using Sentiment Analysis," *Int. J. Adv. Sci. Eng. Inf. Technol.*, vol. 13, no. 3, pp. 1041–1051, 2023, doi: 10.18517/ijaseit.13.3.18273.
- [60] J. Lee, B. Jeong, J. Yoon, and C. H. Song, "Context-Aware Customer Needs Identification by Linguistic Pattern Mining Based on Online Product Reviews," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 71859–71872, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3295452.
- [61] A. Boumhidi, A. Benlahbib, and E. H. Nfaoui, "Cross-Platform Reputation Generation System Based on Aspect-Based Sentiment Analysis," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 2515–2531, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3139956.
- [62] C. Liu and Y. Xu, "Consumer sentiment involvement in big data analytics and its impact on product design innovation," *Sustainability*, vol. 13, no. 21, 2021, doi: 10.3390/su13211821.
- [63] F. Y. Açıkgöz, M. Kayakuş, B.-Ü. Zăbavă, and O. Kabas, "Brand Reputation and Trust: The Impact on Customer Satisfaction and Loyalty for the Hewlett-Packard Brand," *Sustainability*, vol. 16, no. 22, 2024, doi: 10.3390/su16229681.
- [64] S. S. Shanto, Z. Ahmed, N. Hossain, A. Roy, and A. I. Jony, "Binary vs. Multiclass Sentiment Classification for Bangla E-commerce Product Reviews: A Comparative Analysis of Machine Learning Models," *Int. J. Inf. Eng. Electron. Bus.*, vol. 15, no. 6, pp. 48–63, 2023, doi: 10.5815/ijieeb.2023.06.04.
- [65] H. Wu, M. Liu, S. Zhang, Z. Wang, and S. Cheng, "Big Data Management and Analytics in Scientific Programming: A Deep Learning-Based Method for Aspect Category Classification of Question-Answering-Style Reviews," *Sci. Program*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/4690974.
- [66] N.-B.-V. Le and J.-H. Huh, "Applying sentiment product reviews and visualization for bi systems in vietnamese e-commerce website: Focusing on vietnamese context," *Electronics (Switzerland)*, vol. 10, no. 20, 2021, doi: 10.3390/electronics10202481.
- [67] A. S. Ipa *et al.*, "BdSentiLLM: A Novel LLM Approach to Sentiment Analysis of Product Reviews," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 189330–189343, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3516826.
- [68] R. Abdullah and R. Sarno, "Aspect Based Sentiment Analysis for Explicit and Implicit Aspects in Restaurant Review using Grammatical Rules, Hybrid Approach, and SentiCircle," *Int. J. Intelligent Eng. Syst.*, vol. 14, no. 5, pp. 294–305, 2021, doi: 10.22266/ijies2021.1031.27.
- [69] H. Zhong, Y. Wang, and W. Yue, "An E-Commerce Product Recommendation Method Based on Visual Search and Customer Satisfaction," *International J. Knowl. Systems Sci.*, vol. 13, no. 1, 2022, doi: 10.4018/IJKSS.305480.
- [70] S. Ifikhar, B. Alluhaybi, M. Suliman, A. Saeed, and K. Fatima, "Amazon products reviews classification based on machine learning, deep learning methods and BERT," *Telkomnika Telecommun. Compt. Electr. Control*, vol. 21, no. 5, pp. 1084–1101, 2023, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v21i5.24046.
- [71] M. Zhang, Y. Wang, and Z. Wu, "Data Mining Algorithm for Demand Forecast Analysis on Flash Sales Platform," *Complexity*, vol. 2021, 2021, doi: 10.1155/2021/6648009.
- [72] M. Jbene, S. Tigani, S. Rachid, and A. Chehri, "Deep neural network and boosting based hybrid quality ranking for e-commerce product search," *Big Data Cogn. Computing*, vol. 5, no. 3, 2021, doi: 10.3390/bdcc5030035.
- [73] H. He, G. Zhou, and S. Zhao, "Exploring E-Commerce Product Experience Based on Fusion Sentiment Analysis Method," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 110248–110260, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3214752.
- [74] S. Kumar, M. Gahalawat, P. P. Roy, D. P. Dogra, and B.-G. Kim, "Exploring impact of age and gender on sentiment analysis using machine learning," *Electronics (Switzerland)*, vol. 9, no. 2, 2020, doi: 10.3390/electronics9020374.
- [75] N. N. Hidayati, "Improving Aspect-Based Sentiment Analysis for Hotel Reviews with Latent Dirichlet Allocation and Machine Learning Algorithms," *regist. j. ilm. teknol. sist. inf.*, vol. 9, no. 2, pp. 144–157, 2023, doi: 10.26594/register.v9i2.3441.
- [76] A. Londhe and P. V. R. D. P. Rao, "Incremental Learning based Optimized Sentiment Classification using Hybrid Two-Stage LSTM-SVM Classifier," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 13, no. 6, pp. 611–619, 2022, doi: 10.14569/IJACSA.2022.0130674.
- [77] C. Y. Ng and K. M. Y. Law, "Investigating consumer preferences on product designs by analyzing opinions from social networks using evidential reasoning," *Comput Ind Eng.*, vol. 139, 2020, doi: 10.1016/j.cie.2019.106180.
- [78] R. K. Sharma and A. Dagur, "Analyzing the Performance of Different Classifier for Detecting Polarity of Customer Reviews," *Int. J. Recent. Innov. Trend. Comput. Commun.*, vol. 11, no. 7, pp. 142–148, 2023, doi: 10.17762/ijritcc.v11i7.7839.
- [79] I. Karabila, N. Darraz, A. El-Ansari, N. Alami, and M. El Mallahi, "Enhancing Collaborative Filtering-Based Recommender System Using Sentiment Analysis," *Future Internet*, vol. 15, no. 7, 2023, doi: 10.3390/fi15070235.
- [80] R. Alrefae, R. Alqahmi, M. Alduraibi, S. Almatrafi, and A. Alayed, "Enhancing Customer Experience Through Arabic Aspect-Based Sentiment Analysis of Saudi Reviews," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 15, no. 7, pp. 421–427, 2024, doi: 10.14569/IJACSA.2024.0150742.
- [81] W. S. Ismail, M. M. Ghareeb, and H. Youssry, "Enhancing Customer Experience through Sentiment Analysis and Natural Language Processing in E-commerce," *Journal of Wireless Mobile Networks, Ubiquitous Computing, and Dependable Applications*, vol. 15, no. 3, pp. 60–72, 2024, doi: 10.58346/JOWUA.2024.13.005.
- [82] W. Guanchen, M. Kim, and H. Jung, "Personal customized recommendation system reflecting purchase criteria and product reviews sentiment analysis," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 11, no. 3, pp. 2399–2406, 2021, doi: 10.11591/ijece.v11i3.pp2399-2406.
- [83] P. Cao, J. Zheng, and M. Li, "Product Selection Considering Multiple Consumers' Expectations and Online Reviews: A Method Based on Intuitionistic Fuzzy Soft Sets and TODIM," *Mathematics*, vol. 11, no. 17, 2023, doi: 10.3390/math11173767.

- [84] S. Sen, A. Mehta, R. Ganguli, and S. Sen, "Recommendation of Influenced Products Using Association Rule Mining: Neo4j as a Case Study," *SN COMPUT. SCI.*, vol. 2, no. 2, 2021, doi: 10.1007/s42979-021-00460-8.
- [85] D. R. Stöckli and H. Khobzi, "Recommendation systems and convergence of online reviews: The type of product network matters!," *Decis Support Syst*, vol. 142, 2021, doi: 10.1016/j.dss.2020.113475.
- [86] C. Burlăcioiu, C. Boboc, B. Mirea, and I. Dragne, "TEXT MINING IN BUSINESS. A STUDY OF ROMANIAN CLIENT'S PERCEPTION WITH RESPECT TO USING TELECOMMUNICATION AND ENERGY APPS," *Econ. Comput. Econ. Cybern. Stud. Res.*, vol. 57, no. 1, pp. 221–234, 2023, doi: 10.24818/18423264/57.1.23.14.
- [87] R. Bharathi, R. Bhavani, and R. Priya, "TWITTER TEXT SENTIMENT ANALYSIS OF AMAZON UNLOCKED MOBILE REVIEWS USING SUPERVISED LEARNING TECHNIQUES," *Indian J. Comp. Sci. Eng.*, vol. 13, no. 4, pp. 1242–1253, 2022, doi: 10.21817/indjese/2022/v13i4/221304100.
- [88] N. Sakhare, D. Verma, V. Kolekar, A. Shelke, A. Dixit, and N. Meshram, "E-commerce Product Price Monitoring and Comparison using Sentiment Analysis," *Int. J. Recent. Innov. Trend. Comput. Commun.*, vol. 11, no. 5, pp. 404–411, 2023, doi: 10.17762/ijritcc.v11i5.6693.
- [89] N. K. Gondhi, E. Sharma, A. H. Alharbi, R. Verma, and M. A. Shah, "Efficient Long Short-Term Memory-Based Sentiment Analysis of E-Commerce Reviews," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/3464524.
- [90] P. D. Michailidis, "A Comparative Study of Sentiment Classification Models for Greek Reviews," *Big Data Cogn. Computing*, vol. 8, no. 9, 2024, doi: 10.3390/bdcc8090107.
- [91] Z. Yang, T. Ouyang, X. Fu, and X. Peng, "A decision-making algorithm for online shopping using deep-learning-based opinion pairs mining and q-rung orthopair fuzzy interaction Heronian mean operators," *Int J Intell Syst*, vol. 35, no. 5, pp. 783–825, 2020, doi: 10.1002/int.22225.