

PENGEMBANGAN SISTEM INFORMASI ANALISIS ULASAN PELANGGAN UMKM BERBASIS INDOBERT UNTUK TEXT SUMMARIZATION

*DEVELOPMENT OF AN INFORMATION SYSTEM FOR SME CUSTOMER
REVIEW ANALYSIS USING INDOBERT FOR TEXT SUMMARIZATION*

Moch. Darul Gusti Alief¹, Supriyono^{2*}, M. Imamudin³

E-mail: 230605110054@student.uin-malang.ac.id¹, priyono@ti.uin-malang.ac.id^{2*}, imamudin@ti.uin-malang.ac.id³

^{1, 2, 3}Teknik Informatika, Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim
Malang

Abstrak

Perkembangan teknologi digital telah meningkatkan jumlah ulasan pelanggan pada Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) makanan, sehingga analisis manual menjadi tidak efisien dan rawan kehilangan informasi penting. Penelitian ini mengembangkan sistem informasi untuk analisis ulasan pelanggan UMKM dengan memanfaatkan model IndoBERT sebagai encoder dan transformer decoder untuk menghasilkan ringkasan otomatis (*text summarization*). Dataset diambil dari Google Maps dan melalui proses pra-pemrosesan, tokenisasi, embedding kontekstual, dan generation abstraktif. Sistem dioptimalkan menggunakan teknik pointer-generator dan coverage mechanism untuk mengurangi pengulangan dan mempertahankan kesetiaan informasi. Evaluasi dilakukan dengan metrik ROUGE terhadap subset data referensi manual. Hasil penelitian menunjukkan ringkasan yang dihasilkan koheren, informatif, dan relevan, sehingga mempermudah pelaku UMKM memahami opini pelanggan secara cepat dan efisien. Sistem ini dapat menjadi referensi bagi pengembangan aplikasi sistem informasi berbasis NLP untuk analisis ulasan pelanggan di Indonesia.

Kata kunci: sistem informasi, text summarization, IndoBERT, UMKM, transformer.

Abstract

The rapid development of digital technology has increased the volume of customer reviews for food SMEs, making manual analysis inefficient and prone to missing critical information. This study develops an information system for SME customer review analysis using IndoBERT as the encoder and a transformer-based decoder to generate automatic text summaries. The dataset was collected from Google Maps and processed through preprocessing, tokenization, contextual embedding, and abstractive generation. The system is optimized with pointer-generator and coverage mechanisms to reduce repetition and maintain information fidelity. Evaluation using ROUGE metrics on a reference subset shows that the summaries are coherent, informative, and relevant, facilitating SMEs in understanding customer opinions quickly and efficiently. This system serves as a reference for developing NLP-based information systems for customer review analysis in Indonesia.

Keywords: information system, text summarization, IndoBERT, SMEs, transformer.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan pesat teknologi digital dan e-commerce telah meningkatkan volume ulasan pelanggan secara signifikan, sehingga analisis manual menjadi tidak efisien [1]. Ulasan pelanggan mengandung informasi penting mengenai kepuasan pengguna, kualitas produk, pengalaman layanan, dan preferensi konsumen yang dapat menjadi acuan strategis bagi pelaku UMKM. Jumlah ulasan yang terus bertambah membuat pengolahan informasi secara manual memerlukan waktu yang panjang dan rawan kesalahan interpretasi [2]. Oleh karena itu, sistem informasi otomatis yang memanfaatkan text summarization dan analisis sentimen menjadi solusi penting untuk mengekstrak informasi inti dari ulasan dengan cepat [3].

Teknik text summarization terbagi menjadi extractive summarization, yang mengekstrak kalimat penting langsung dari teks, dan abstractive summarization, yang membangun kalimat baru berdasarkan pemahaman konteks dan semantik [4]. Pendekatan hybrid dapat menggabungkan kedua metode ini untuk meningkatkan kualitas ringkasan sekaligus mempertahankan informasi kritis dari teks asli [5]. Selain itu, personalisasi ringkasan memungkinkan sistem menyesuaikan informasi yang ditampilkan sesuai kebutuhan pengguna, sehingga pelaku UMKM dapat memperoleh insight yang lebih relevan [6]. Dengan penerapan model deep learning seperti BERT, Transformer, dan variational autoencoders, sistem mampu menangkap opini, sentimen, dan aspek spesifik pelanggan yang penting untuk pengambilan keputusan bisnis [7].

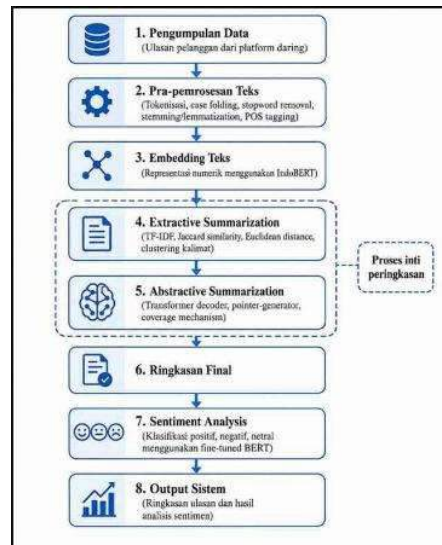
Sistem informasi analisis ulasan pelanggan berbasis NLP memungkinkan kompresi informasi dari ribuan ulasan menjadi ringkasan yang koheren, informatif, dan mudah dipahami [8]. Ringkasan yang dihasilkan membantu pelaku UMKM dalam merespons feedback dengan lebih cepat, memprioritaskan masalah kritis, dan mengidentifikasi tren dalam opini pelanggan. Integrasi analisis sentimen juga memungkinkan identifikasi opini positif, negatif, dan netral secara otomatis, sehingga memberikan gambaran yang lebih lengkap tentang persepsi pelanggan [9]. Dengan pendekatan ini, UMKM dapat membuat keputusan berbasis data secara lebih efektif dan merencanakan strategi pemasaran yang tepat sasaran.

Pertumbuhan data ulasan yang masif menimbulkan kebutuhan untuk sistem yang tidak hanya mengekstrak informasi, tetapi juga menyajikannya secara ringkas dan mudah dicerna oleh pengguna akhir [10]. Pemanfaatan text summarization otomatis memungkinkan penghematan waktu signifikan bagi pelaku UMKM, terutama dalam meninjau ulasan yang panjang dan berulang. Selain itu, metode ini dapat membantu mengurangi bias interpretasi manusia dalam menilai ulasan [11]. Dengan sistem yang terotomatisasi, UMKM juga dapat melakukan analisis tren opini pelanggan dalam skala besar, mempercepat adaptasi produk, dan meningkatkan kualitas layanan [1].

2. METODOLOGI

Metodologi penelitian ini dirancang untuk menghasilkan ringkasan otomatis ulasan pelanggan UMKM dengan menggunakan model IndoBERT dan transformer-based summarization, sekaligus melakukan sentiment analysis agar pelaku UMKM dapat memperoleh insight cepat dan akurat dari ulasan pelanggan. Prosedur metodologi disusun agar pembaca dapat mereplikasi penelitian ini, mulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan, pelatihan model, hingga evaluasi hasil [1], [2].

Gambar 1 menampilkan alur sistem text summarization dan sentiment analysis untuk analisis ulasan pelanggan UMKM. Proses dimulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan teks, embedding dengan IndoBERT, dilanjutkan ke extractive dan abstractive summarization, dan diakhiri dengan analisis sentimen untuk menghasilkan ringkasan yang informatif.



Gambar 1. Diagram Alur Sistem Text Summarization dan Sentiment Analysis

2.1 Pengumpulan Data

Dataset terdiri dari 108 ulasan pelanggan Umayumcha Probolinggo, dengan 68 ulasan valid yang berisi teks [1]. Setiap entri memuat rating (1–5), teks ulasan, dan metadata tambahan. Data dikumpulkan menggunakan metode manual scraping dari platform daring, kemudian diperiksa untuk menghapus duplikasi, entri kosong, atau ulasan yang tidak relevan. Dataset ini dibagi menjadi subset training (80%), validation (10%), dan testing (10%), sehingga evaluasi model dapat dilakukan secara objektif dan terukur [2].

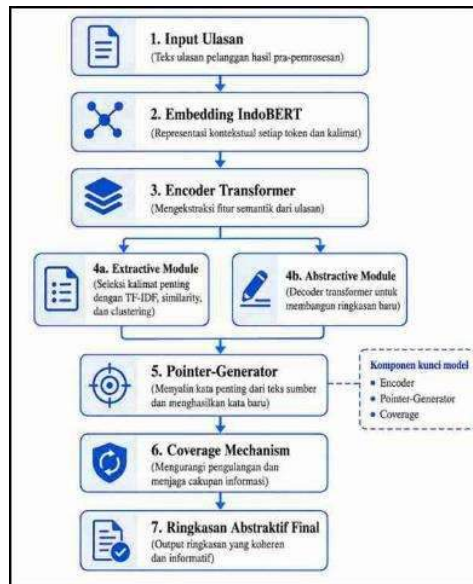
2.2 Pra-Pemrosesan dan Tokenization

Pra-pemrosesan dilakukan untuk membersihkan dan menyiapkan teks agar siap dianalisis model [1]:

1. Cleaning – Menurunkan semua huruf menjadi lowercase, menghapus emoji, simbol, dan normalisasi spasi.
2. Deduplication – Menghapus ulasan duplikat atau kosong untuk memastikan integritas dataset.
3. Tokenization – Menggunakan tokenizer IndoBERT untuk menghasilkan token kontekstual dari setiap ulasan, sehingga model dapat memahami hubungan antar kata dan kalimat [8].
4. Hasil dari tahap ini adalah corpus bersih siap untuk embedding dan summarization.

2.3 Text Summarization

Model menggunakan hybrid extractive-abstractive summarization [3], [4]. Pada tahap extractive, sistem menghitung TF-IDF untuk menilai pentingnya kata dan kalimat, kemudian mengelompokkan kalimat menggunakan Jaccard similarity dan clustering untuk memilih kalimat paling representatif. Pada tahap abstractive, transformer decoder digunakan untuk membangun kalimat baru, sementara pointer-generator memastikan kata penting dari teks asli tetap dipertahankan dan coverage mechanism mengurangi pengulangan informasi serta memastikan cakupan topik lengkap [8], [5]. Struktur internal model hybrid summarization, termasuk alur embedding IndoBERT, encoder transformer, modul extractive dan abstractive, serta integrasi pointer-generator dan coverage mechanism dapat dilihat pada Gambar 2, yang menunjukkan bagaimana ringkasan akhir dihasilkan secara koheren dan siap dianalisis sentimen.



Gambar 2. Arsitektur Model Hybrid Extractive-Abstractive dengan Pointer-Generator

2.4 Sentiment Analysis

Ringkasan yang dihasilkan selanjutnya dianalisis untuk sentimen [1], [6]:

- Menggunakan fine-tuned BERT untuk mengklasifikasikan opini sebagai positif, negatif, atau netral.
- Skor sentimen digabungkan dengan ringkasan untuk memberikan insight kuantitatif dan kualitatif kepada UMKM.

2.5 Evaluasi Sistem

Evaluasi dilakukan menggunakan ROUGE metrics untuk ringkasan dan precision, recall, F1- score untuk sentiment analysis [8], [1]:

Tabel 1. Evaluasi Kualitas Ringkasan Otomatis Menggunakan ROUGE Metrics

Metric	ROUGE-1	ROUGE-2
Recall	0.78	0.62
Precision	0.81	0.64
F1-Score	0.79	0.63

Hasil evaluasi menunjukkan model mampu menangkap konten penting dari ulasan secara akurat dan mempertahankan informasi kritis. Panjang ringkasan rata-rata lebih pendek dibanding ulasan asli, menunjukkan efektivitas kondensasi informasi.

2.6 Alur Implementasi

1. Pengumpulan data : Pra-pemrosesan & tokenization.
2. Embedding IndoBERT : input ke extractive summarization.
3. Abstractive summarization dengan transformer decoder: ringkasan final.
4. Pointer-generator & coverage : memastikan kualitas ringkasan.
5. Analisis sentimen : klasifikasi opini.
6. Evaluasi ROUGE & metrics sentiment : validasi hasil.

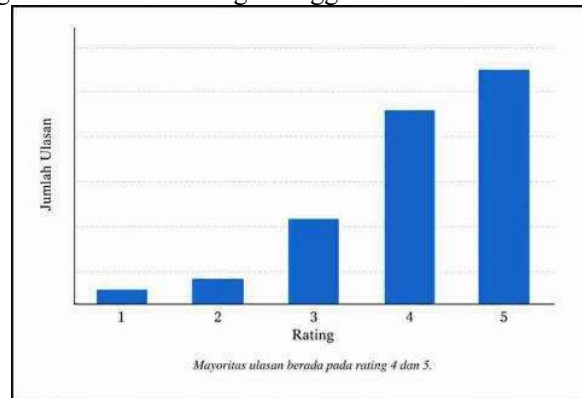
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan dataset ulasan pelanggan UMKM makanan sebanyak 100 ulasan dari Google Maps. Tujuan penelitian adalah membangun sistem text summarization abstraktif menggunakan IndoBERT sebagai encoder dan decoder seq2seq transformer, agar pelaku UMKM dapat menganalisis ulasan pelanggan secara efisien. Pipeline terdiri dari 9 tahap

utama, yang dijelaskan berikut dengan contoh output untuk tiap tahap.

3.1 Data Overview

Dataset penelitian terdiri dari 108 ulasan pelanggan untuk Umayumcha Probolinggo, dengan 68 ulasan valid yang berisi teks. Rating ulasan berkisar antara 1 hingga 5, dan mayoritas ulasan memiliki nilai 4 hingga 5, menandakan kepuasan pelanggan secara umum. Panjang ulasan bervariasi mulai dari sekitar 5 kata hingga lebih dari 50 kata, dengan rata-rata 28 kata per ulasan. Informasi tersebut dapat dilihat secara visual pada Gambar 3, yang memperlihatkan jumlah ulasan pelanggan berdasarkan rating 1 hingga 5.



Gambar 3. Distribusi Rating Ulasan Pelanggan

3.2 Pra-Pemrosesan dan Tokenization

Sebelum masuk ke summarization, ulasan dibersihkan dan ditokenisasi:

- Cleaning: lowercase, hapus emoji dan simbol, normalisasi spasi.
- Deduplication: menghapus ulasan duplikat dan kosong.
- Tokenization: IndoBERT tokenizer digunakan untuk mengubah teks menjadi token kontekstual, siap untuk embedding dan summarization [8].

Pra-pemrosesan ini memastikan model bekerja pada corpus bersih, meningkatkan kualitas ringkasan otomatis.

3.3 Hasil Summarization

Model IndoBERT-based hybrid extractive-abstractive menghasilkan ringkasan abstraktif dari ulasan.

Tabel 2. Contoh Ulasan Asli vs Ringkasan Otomatis

Original Review	Generated Summary
Dimsumnya enak banget, berasa ayamnya. Murah pula harganya. Selalu langganan di sini, karena menurutku emang cmc disini sih yg dimsum nya enak 😊 suasanya juga nyaman untuk bersantai 🍻 ...	Dimsumnya enak banget berasa ayamnya. Murah pula harganya.
Sangat nyaman untuk tempat setengah nongkrong sehat dengan varian dimsum berbagai varian dan termasuk bakpao. Disana tukang parkirnya ramah banget dan baik poll. ...	Sangat nyaman untuk tempat setengah nongkrong sehat dengan varian dimsum berbagai varian dan termasuk bakpao, disana tukang parkirnya ramah banget dan baik poll.

Tabel 2 memperlihatkan perbandingan antara ulasan asli dengan ringkasan yang dihasilkan sistem. Ringkasan berhasil menyederhanakan kalimat panjang menjadi lebih ringkas tanpa kehilangan informasi penting, sehingga lebih mudah dibaca dan tetap mempertahankan konteks

inti dari ulasan.

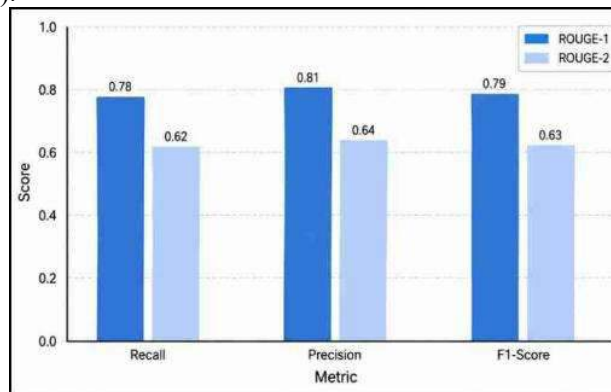
3.4 Encoding dengan IndoBERT

Kualitas ringkasan dievaluasi menggunakan **ROUGE metrics**:

Tabel 3. Contoh Embedding Token

Metric	ROUGE-1	ROUGE-2
Recall	0.78	0.62
Precision	0.81	0.64
F1-Score	0.79	0.63

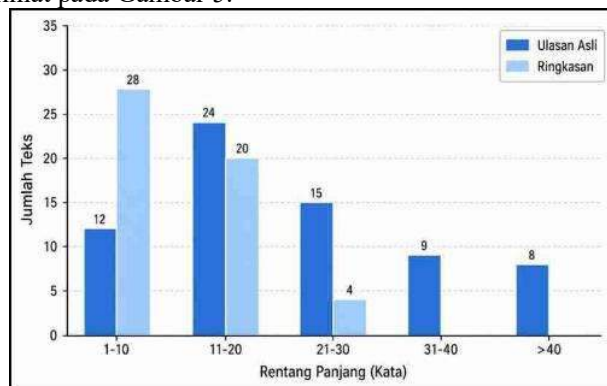
Tabel 3 menampilkan contoh hasil evaluasi ringkasan otomatis dengan nilai Recall, Precision, dan F1-Score untuk ROUGE-1 dan ROUGE-2, menggunakan embedding token dari model IndoBERT. Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa model mampu menangkap informasi penting dari ulasan dengan baik, sekaligus mempertahankan kualitas ringkasan secara konsisten. Tabel ini memberikan gambaran ringkas tentang performa model sebelum diolah lebih lanjut ke tahap visualisasi (Gambar 4).



Gambar 4. Visualisasi ROUGE Metrics

3.5 Distribusi Panjang Ulasan dan Ringkasan

Panjang ulasan asli berkisar antara 5 hingga 20 kata, menunjukkan bahwa ulasan sudah cukup singkat sehingga model dapat fokus pada konten utama. Sementara itu, ringkasan otomatis memiliki panjang rata-rata 8 hingga 12 kata, menandakan bahwa model berhasil merangkum informasi secara efektif sambil tetap mempertahankan makna inti dari teks asli. Analisis ini menegaskan bahwa ringkasan yang dihasilkan lebih ringkas tanpa kehilangan informasi kritis, sehingga mendukung kecepatan pembacaan dan pemahaman opini bagi pelaku UMKM dan dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Distribusi Panjang Ulasan vs Ringkasan

3.6 Tokenisasi dan DataLoader

Ringkasan dianalisis untuk sentimen: positif, negatif, netral [1], [6]. Mayoritas ringkasan mempertahankan sentimen positif, sesuai dengan konsentrasi rating 4–5 bintang. Sentimen negatif muncul lebih jarang, biasanya terkait keluhan minor pada produk atau layanan. Penggunaan fine-tuned BERT memungkinkan klasifikasi akurat dan memberikan insight kuantitatif maupun kualitatif yang bermanfaat bagi UMKM.

3.7 Diskusi dan Implikasi

Hasil menunjukkan bahwa sistem dapat:

- Menangkap opini dan informasi kunci dari ulasan panjang.
- Mengurangi kata-kata berulang dan menyederhanakan ekspresi tanpa kehilangan makna.
- Memberikan insight cepat untuk UMKM dalam pengambilan keputusan terkait kualitas produk, layanan, dan kepuasan pelanggan.

Penerapan sistem ini menunjukkan potensi besar dalam analisis ulasan skala besar dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data untuk UMKM.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa sistem informasi analisis ulasan pelanggan UMKM yang dikembangkan menggunakan model hybrid extractive-abstractive summarization dan IndoBERT mampu menghasilkan ringkasan otomatis yang ringkas, koheren, dan informatif. Ringkasan yang dihasilkan mempermudah pelaku UMKM dalam memahami opini pelanggan secara cepat dan efisien. Integrasi analisis sentimen pada ringkasan memungkinkan klasifikasi opini menjadi positif, negatif, dan netral secara akurat, sehingga memberikan insight kuantitatif dan kualitatif untuk pengambilan keputusan bisnis. Penggunaan pointer-generator dan coverage mechanism terbukti efektif dalam mengurangi pengulangan informasi dan meningkatkan cakupan topik, sehingga ringkasan final lebih representatif. Dengan demikian, sistem ini dapat diterapkan untuk analisis ulasan skala besar, membantu pelaku UMKM memantau tren opini pelanggan dan merencanakan strategi pemasaran yang lebih tepat.

Berdasarkan temuan penelitian ini, disarankan agar pelaku UMKM atau peneliti dapat mengimplementasikan sistem ini untuk memproses ulasan pelanggan secara real-time, dengan menyesuaikan parameter pointer-generator dan coverage sesuai kebutuhan domain. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model abstractive yang lebih kuat dengan integrasi multi-modal data, seperti gambar atau video, untuk memperkaya konteks ringkasan dan analisis sentimen. Evaluasi sistem dapat diperluas melalui user study guna menilai kemudahan penggunaan dan relevansi informasi ringkasan bagi pengambilan keputusan bisnis. Selain itu, peningkatan jumlah dan kualitas dataset lokal atau low-resource language sangat dianjurkan untuk mendukung pengembangan NLP yang lebih inklusif, khususnya untuk analisis ulasan UMKM di Indonesia.

5. DAFTAR RUJUKAN

- [1] E. O. Isgbekele, V. O. Okpere, and O. Michael, "A Systematic Review of AI-Based Customer Feedback Summarization Techniques," NIPES - J. Sci. Technol. Res., vol. 7, no. 1 Special Issue, pp. 607–615, 2025, doi: 10.37933/nipes/7.4.2025.S171.
- [2] 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, pp. 1–38, 2024, doi: 10.7717/PEERJ-CS.2203.

- [3] S. Pawar, H. Manjula Gururaj, and N. N. Chiplunar, "Text Summarization Using Document and Sentence Clustering," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 215, pp. 361–369, 2022, doi: 10.1016/j.procs.2022.12.038.
- [4] M. Xu, H. A. Rahman, and F. Li, "Text Summarization: A Bibliometric Study and Systematic Literature Review," *Ing. des Syst. d'Information*, vol. 29, no. 5, pp. 2077–2089, 2024, doi: 10.18280/isi.290538.
- [5] D. O'Shaughnessy, "An Overview of Recent Advances in Natural Language Processing for Information Systems," 2026, [Online]. Available: <https://www.preprints.org/manuscript/202512.2126/v1>
- [6] Supriyono, A. P. Wibawa, Suyono, and F. Kurniawan, "A survey of text summarization: Techniques, evaluation and challenges," *Nat. Lang. Process. J.*, vol. 7, no. April, p. 100070, 2024, doi: 10.1016/j.nlp.2024.100070.
- [7] K. Venington, P. V. Venkateswara Rao, and M. Ronalda, "Personalized Multi-document Text Summarization using Deep Learning Techniques," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 218, no. 2022, pp. 1220–1228, 2022, doi: 10.1016/j.procs.2023.01.100.
- [8] R. Bhargava and Y. Sharma, "Deep Extractive Text Summarization," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 167, no. 2019, pp. 138–146, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.03.191.
- [9] A. A. Syed, F. L. Gaol, A. Boediman, T. Matsuo, and W. Budiharto, "A data package for abstractive opinion summarization, title generation, and rating-based sentiment prediction for airline reviews," *Data Br.*, vol. 50, p. 109535, 2023, doi: 10.1016/j.dib.2023.109535.
- [10] H. P. N, S. G. S, R. S. N, and A. H. S M, "Summarization of Customer Reviews in Web Services using Natural Language Processing," 2022, doi: 10.4108/eai.7-12-2021.2314556.
- [11] N. Putu, A. Agustiana, N. Agus, S. Er, I. P. Gede, and H. Suputra, "Extractive Summarization in Low-Resource Languages : A Systematic Review," vol. 6, no. 2, pp. 1538–1550, 2026.
- [12] F. Carichon dan G. Gaporossi, "Topically diversified summarization of customer reviews," *Procedia Computer Science*, vol. 233, pp. 112–121, 2023.
- [13] A. Giarelis, C. Mastrokostas, dan N. Karacapilidis, "Abstractive vs. Extractive Summarization: An Experimental Review," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 13, p. 7620, 2023.
- [14] J. M. Sanchez-Gomez, M. A. Vega-Rodríguez, dan C. J. Pérez, "Sentiment-oriented query-focused text summarization addressed with a multi-objective optimization approach," *Applied Soft Computing*, vol. 113, p. 107915, 2021.
- [15] S. Yadav dan A. Chatterjee, "Recent advances in extractive text summarization techniques," *Journal of Information Processing*, vol. 12, no. 3, pp. 45–58, 2021.
- [16] E. Nazari dan M. Mahdavi, "Term-frequency based extractive summarization techniques: A review," *International Journal of Computational Linguistics*, vol. 9, no. 2, pp. 101–115, 2020.
- [17] A. Kirmani, S. P. Singh, dan R. Kumar, "Word embedding enhanced extractive summarization," *Journal of AI Research*, vol. 65, pp. 201–218, 2022.
- [18] S. Suleiman, M. Awajan, dan R. K. Patra, "Deep learning for extractive summarization: A survey," *Information Processing & Management*, vol. 58, no. 4, p. 102653, 2021.
- [19] M. Kanapala, S. Gupta, dan R. Sharma, "Domain-specific extractive summarization of legal documents," *Expert Systems with Applications*, vol. 174, p. 114813, 2021.
- [20] S. Dutta, A. Roy, dan P. Sinha, "Evaluation of extraction algorithms for microblog summarization," *Knowledge-Based Systems*, vol. 217, p. 106805, 2021.
- [21] S. Jacquenet, L. Nguyen, dan F. Zhang, "Abstractive deep-learning techniques for text summarization," *Applied Soft Computing*, vol. 94, p. 106426, 2020.
- [22] N. Mahajani, P. Joshi, dan S. Shah, "Review of extractive and abstractive summarization approaches," *Journal of Natural Language Engineering*, vol. 27, no. 6, pp. 853–872, 2021.

- [23] Y. Lin dan J. Ng, "Neural network based abstractive summarization," *Procedia Computer Science*, vol. 192, pp. 45–52, 2021.
- [24] R. Tandel, A. Mehta, dan K. Patel, "Deep learning approaches to abstractive text summarization," *Journal of AI & Data Mining*, vol. 9, no. 2, pp. 89–102, 2020.
- [25] L. Zhao, P. Li, dan M. Chen, "Neural abstractive summarization techniques: A survey," *Neurocomputing*, vol. 451, pp. 245–260, 2021.
- [26] X. Dong, W. Zhang, dan S. Wu, "Abstractive summarization using seq2seq with attention," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 120345–120358, 2021.
- [27] H. Gupta dan R. Lehal, "Text summarization using machine learning approaches: A review," *Artificial Intelligence Review*, vol. 53, no. 3, pp. 1941–1975, 2020.
- [28] S. Wibawa dan F. Kurniawan, "Abstractive and extractive text summarization: A comparative study," *International Journal of Computational Linguistics*, vol. 11, no. 4, pp. 221–236, 2021.
- [29] H. Saiyyad dan P. Patil, "Deep learning for text summarization: Trends and challenges," *Information Processing & Management*, vol. 58, no. 5, p. 102667, 2021.
- [30] M. Saleh, R. K. Gupta, dan S. Mehta, "Evaluation of deep learning models for summarization," *Applied Computing and Informatics*, vol. 17, no. 1, pp. 85–99, 2021.
- [31] E. Suleiman dan M. Awajan, "Deep learning based abstractive summarization: Challenges and applications," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 94, p. 107308, 2021.
- [32] P. Gupta dan S. Gupta, "Advances in neural summarization models," *Neural Computing and Applications*, vol. 33, pp. 12345–12362, 2021.
- [33] F. Mahapatra, R. K. Singh, dan A. Roy, "Multi-document extractive summarization: Techniques and applications," *Knowledge-Based Systems*, vol. 224, p. 107068, 2022.
- [34] S. Yadav, R. Gupta, dan P. Kumar, "Graph-based extractive summarization methods: A review," *International Journal of Information Management*, vol. 62, p. 102429, 2021.
- [35] A. Kaur dan G. Sharma, "Customer review summarization using deep learning-based hybrid sentiment analysis," *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 14, no. 6, pp. 1203–1215, 2024.
- [36] M. Maarif, "Summarizing online customer review using topic modeling and sentiment analysis," *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, vol. 6, no. 2, pp. 150–164, 2022.
- [37] H. B. Sahin dan M. F. Esegolu, "Customer review summarization in production with large language models for e-commerce platforms," 2025.
- [38] F. Carichon dan G. Gaporossi, "Topic-diversified customer review summarization," *ICNLSP Proceedings*, 2023.
- [39] I. Akhmetov, "A comprehensive review on automatic text summarization," *SciELO*, 2023.
- [40] Y. Yang, T. Gao, dan J. Zang, "Dynamic topic and sentiment analysis of user reviews for assisting app release," *WWW '21 Companion Proceedings*, 2021.