

Aspect-Based Sentiment Analysis dan Korelasinya dengan Revenue pada Ati Tentrem Guesthouse

Bimasena Badra Umar¹, Puspita Kencana Sari², Galuh Sudarawerti³

¹Manajemen Bisnis Telekomunikasi & Informatika, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Telkom, Indonesia, bimasenabadra@student.telkomuniversity.ac.id

²Manajemen Bisnis Telekomunikasi & Informatika, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Telkom, Indonesia, puspitakencana@telkomuniversity.ac.id

³Manajemen Bisnis Telekomunikasi & Informatika, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Telkom, Indonesia, galuhsudorowerti@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi hubungan antara persepsi pelanggan yang diekspresikan melalui ulasan online dan revenue Ati Tentrem Guesthouse menggunakan Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA). Ulasan pelanggan dari Traveloka, Tiket.com, dan Google Maps periode 2022-2024 dianalisis menggunakan model IndoBERT untuk mengidentifikasi sentimen terhadap 12 aspek layanan. Data sentimen dianalisis dengan korelasi Spearman terhadap revenue tahunan guesthouse. Hasil menunjukkan aspek Kamar memiliki korelasi positif sempurna ($\rho=+1,00$) dengan revenue, sedangkan aspek Fasilitas berkorelasi negatif sempurna ($\rho=-1,00$). Temuan ini mengindikasikan pentingnya pemeliharaan kualitas kamar dan fasilitas sebagai pendorong utama keputusan pelanggan. Secara praktis, penelitian ini menyarankan peningkatan fasilitas kamar dan layanan untuk meningkatkan loyalitas pelanggan dan revenue.

Kata kunci: aspect-based sentiment analysis, IndoBERT, korelasi Spearman, sentimen pelanggan, revenue

Abstract

This study aims to identify the relationship between customer perceptions expressed through online reviews and the revenue of Ati Tentrem Guesthouse using Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA). Customer reviews from Traveloka, Tiket.com, and Google Maps during the 2022–2024 period were analyzed using the IndoBERT model to identify sentiments toward 12 service aspects. Sentiment data were analyzed using Spearman correlation against the guesthouse's annual revenue. The results show that the Room aspect has a perfect positive correlation ($\rho = +1.00$) with revenue, while the Facility aspect has a perfect negative correlation ($\rho = -1.00$). These findings indicate the importance of maintaining room and facility quality as key drivers of customer decision-making. Practically, this study suggests improving room facilities and services to enhance customer loyalty and revenue.

Keyword: aspect-based sentiment analysis, IndoBERT, Spearman Correlation, Customer Sentiment, revenue

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital zaman sekarang telah mengubah cara konsumen melakukan interaksi di berbagai service, termasuk juga di industri hospitality. Dengan adanya internet, konsumen bisa dengan mudah berbagi pengalaman mereka setelah menginap di penginapan pada platform seperti Traveloka, Tiket.com, dan Google Maps. Ulasan yang di bagikan oleh para pengunjung bisa tentang kualitas layanan, fasilitas, atau hanya sekedar pengalaman yang di rasakan selama menginap. Ulasan yang diberikan ini sangatlah berharga untuk pengelola bisnis karena dapat memberikan feedback yang membangun.

Saat ini, sangat banyak ulasan yang tersebar di macam-macam platform, yang memakan waktu lama untuk menganalisis feedback secara manual. Oleh karena itu, metode sentiment analysis menjadi solusi yang efektif untuk menganalisis banyak data ulasan secara jelas dan mendalam. Sentiment analysis dapat menemukan pattern sentiment yang paling banyak muncul, dan juga bisa men-determine tanggapan positif, negatif, atau netral. Berdasarkan penelitian Alhamdi (2023) menunjukkan bahwa pemesanan kamar hotel dipengaruhi oleh online review dari OTA (Online Travel Agency). Peran online review adalah sebagai sumber informasi yang konsumen pertimbangkan dalam memilih penginapan. Review positif dapat membulatkan keputusan calon pelanggan dalam memilih penginapan, sedangkan review negatif bisa membuat pelanggan ragu dalam memutuskan pemilihan penginapan. Sementara itu,

jika tamu mendapatkan pengalaman yang bagus setelah menginap, mereka tidak akan berpikir panjang untuk memberikan pujian di online review OTA, sedangkan jika mendapatkan pengalaman yang buruk, maka mereka juga akan memberikan ulasan yang buruk.

Ulasan pelanggan sangat penting bagi hotel karena ulasan tersebut secara signifikan memengaruhi perilaku konsumen dan proses pengambilan keputusan. Penelitian menunjukkan bahwa calon tamu sering kali lebih mengandalkan ulasan online daripada strategi pemasaran tradisional atau informasi yang diberikan langsung oleh hotel (Vo et al., 2021). Ulasan negatif yang tidak ditangani dengan baik dapat membuat calon tamu memilih ke penginapan lain yang berdampak pada penurunan pendapatan. Penelitian ini menjadi alat untuk mengidentifikasi penurunan pendapat yang dipengaruhi oleh sentiment negatif pada aspek-aspek tertentu. Penelitian ini memiliki tujuan untuk memberikan solusi berbasis data agar pengelola Ati Tentrem Guesthouse dapat memahami kebutuhan pelanggan, meningkatkan kualitas layanan, dan meningkatkan revenue.

Berdasarkan penelitian Dimas et al., (2023) BERT efektif untuk di aplikasikan pada berbagai bahasa, tetapi akan terbatas jika di terapkan pada Bahasa Indonesia, karena adanya perbedaan struktur Bahasa dan aspek lokal yang berbeda. Untuk mengatasi masalah ini, telah dikembangkan model khusus Bahasa Indonesia dinamakan IndoBERT. IndoBERT merupakan adaptasi dari model BERT untuk memenuhi kebutuhan Bahasa Indonesia. Sejumlah studi terkini di sektor hospitality menegaskan relevansi Korelasi Peringkat Spearman saat data tidak berdistribusi normal dan hubungan antar-variabel cenderung monotonik. Kusumawisanto et al. (2024), misalnya, memakai Spearman untuk menilai keterkaitan kata-kunci ulasan dengan tujuan kunjungan Hotel Harper Jakarta; korelasi-Spearman sebesar $-0,017$ untuk kata holiday dan $+0,089$ untuk work menunjukkan pola hubungan yang tidak linear. Pada skala makro, Crespo et al. (2023) menghitung koefisien Spearman $0,189$ antara RevPAR hotel-hotel Eropa dan jumlah kasus COVID-19, menemukan hubungan positif tetapi lemah suatu indikasi bahwa faktor eksternal turut memoderasi kinerja hotel. Sementara itu, Carreón et al. (2021) menerapkan Spearman untuk menguji rasio sentimen positif/negatif terhadap skor rating hotel Ctrip; koefisien $0,161$ (positif) dan $-0,149$ (negatif) menegaskan bahwa korelasi sentiment-skor kerap tidak linear. Temuan-temuan ini menegaskan bahwa, di tengah fluktuasi revenue dan variabilitas sentimen pelanggan, Spearman adalah pilihan tepat untuk mengungkap kecenderungan hubungan baik searah maupun berlawanan tanpa asumsi linearitas ketat.

Berdasarkan uraian tersebut, Peneliti akan mengangkat judul “Aspect-Based Sentiment Analysis dan Korelasinya dengan Revenue pada Ati Tentrem Guesthouse”. Dalam penelitian ini model IndoBERT digunakan karena model ini sudah dilatih khusus untuk Bahasa Indonesia, sehingga bisa memahami konteks dan variasi bahasa yang terdapat pada review pelanggan. Dengan penelitian ini, peneliti berharap dapat memberikan insight praktis bagi manajemen Ati Tentrem untuk memprioritaskan perbaikan layanan, meningkatkan penjualan kamar, dan memulihkan kinerja keuangan.

II. TINJAUAN LITERATUR

Dalam Management Information Systems: Managing the Digital Firm (Laudon et al., 2022), Sistem Informasi Manajemen (MIS) digambarkan sebagai saraf utama organisasi. MIS menggabungkan teknologi, prosedur, data, dan keahlian untuk mengubah data operasional menjadi informasi yang mudah diakses manajer. Selain mencatat transaksi, MIS merangkum data lintas divisi, menampilkan tren, dan menyediakan dasbor analitis untuk mendukung pengambilan keputusan. MIS berperan menjaga kelancaran operasional sekaligus mendorong efisiensi, inovasi, dan daya saing.

Dalam *Hospitality Management: A Brief Introduction* (Wood, 2015), hospitality management mencakup pengelolaan hotel, restoran, dan sektor rekreasi untuk menciptakan pengalaman pelanggan yang berkesan. Industri ini melibatkan interaksi sosial kompleks yang membentuk loyalitas dan keberlanjutan bisnis. Tantangannya meliputi perekrutan tenaga kerja, tekanan finansial, dan perubahan ekspektasi akibat globalisasi dan teknologi. Industri ini perlu beradaptasi dengan tren seperti digitalisasi dan personalisasi layanan, serta menerapkan *revenue management* untuk mengoptimalkan keuntungan. Selain aspek komersial, hospitality juga mencerminkan nilai budaya, di mana kesuksesan bisnis bergantung pada kombinasi strategi bisnis dan pemahaman psikologi pelanggan.

Dalam buku *Big Data Analytics Applications in Business and Marketing* (Chaudhary & Alam, 2021), big data dijelaskan sebagai data berukuran besar, beragam, dan cepat, sehingga tidak dapat diolah dengan teknik tradisional. Big data diproses melalui siklus mencakup pengambilan, penyimpanan, pemrosesan paralel, dan visualisasi. Pemanfaatannya di bisnis dan pemasaran memungkinkan pemahaman perilaku pelanggan, personalisasi promosi, dan optimasi harga. Studi kasus mencakup prediksi churn, segmentasi pelanggan, dan analitik sentimen. Adopsi big data membantu perusahaan membuat keputusan berbasis data, mengurangi risiko, dan meningkatkan pengalaman pelanggan.

Natural Language Processing (NLP) merupakan bidang interdisipliner yang menggabungkan linguistik, komputer,

dan AI untuk memungkinkan mesin memahami bahasa manusia (Chen et al., 2022). Dalam NLP, algoritma seperti Support Vector Machine (SVM) tetap relevan karena efisien dan minim overfitting (Bansal et al., 2022), sementara Word2Vec memetakan kata ke vektor berdimensi rendah berdasarkan konteks sekitar, meski tidak menangani makna dinamis (Johnson et al., 2024). GloVe membangun embedding dari statistik ko-occurrence dan efektif bila digunakan dengan model sekuensial seperti RNN (Labd et al., 2024). LSTM, bentuk lanjutan RNN, mengatasi kendala vanishing gradient melalui arsitektur sel memori dan tiga gerbang utama (Al-Selwi et al., 2024). Model transformer seperti GPT menghasilkan teks secara kontekstual berkat pre-training masif dan arsitektur self-attention, menjadikannya sangat fleksibel dalam berbagai tugas NLP (Yenduri et al., 2024). Sementara itu, BERT memperkenalkan embedding dua arah melalui pelatihan MLM dan NSP, unggul dalam memahami konteks dan memiliki varian efisien seperti DistilBERT (Gardazi et al., 2025).

Sentiment Analysis, atau *opinion mining*, adalah cabang NLP yang bertujuan mengidentifikasi dan mengkaji sentimen dalam teks, baik positif, netral, maupun negatif, termasuk emosi seperti marah, senang, atau takut (Chatuverdi et al., 2018; Bose et al., 2020). Analisis ini semakin populer di kalangan bisnis dan pemerintah karena mampu mengekstrak wawasan dari opini publik di media sosial (Zhao et al., 2023). Namun, tantangan seperti sarkasme, gaya bahasa informal, dan keterbatasan alat lintas bahasa masih menjadi hambatan (Wankhade et al., 2022). Poria et al. (2024) dan Venkit et al. (2023) juga menyoroti kurangnya definisi dan standar yang konsisten, yang dapat menimbulkan bias dan risiko etis dalam penerapannya. Karena itu, pendekatan interdisipliner dan penggunaan yang bertanggung jawab sangat diperlukan agar sentiment analysis berkembang secara adil dan akurat.

Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) adalah bentuk lanjutan dari sentiment analysis yang mengidentifikasi aspek spesifik dalam teks serta opini yang terkait dengannya (Hua et al., 2024). ABSA menggunakan teknik *machine learning* dan *deep learning* seperti BERT untuk meningkatkan akurasi, namun tetap menghadapi keterbatasan konteks dan ketergantungan pada data. Menurut Liu et al. (2012) dalam Zhang et al. (2022), ABSA terdiri dari empat elemen utama: kategori aspek (misalnya “makanan”), istilah aspek (seperti “pizza”), istilah opini (misalnya “delicious”), dan polaritas sentimen (positif, negatif, atau netral), yang bersama-sama memungkinkan analisis opini yang lebih mendetail dan terarah.

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) dikembangkan oleh Devlin et al. (2019) sebagai model bahasa berbasis Transformer yang memahami konteks secara dua arah melalui masked language modeling dan next sentence prediction. BERT menunjukkan performa unggul di berbagai tugas NLP dan menjadi standar baru dalam transfer learning. Koroteev (2021) menyoroti keberhasilannya dalam klasifikasi teks, analisis sentimen, dan question answering, serta adaptasinya seperti BioBERT dan SciBERT. Namun, BERT membutuhkan sumber daya komputasi besar dan fine-tuning tambahan untuk konteks spesifik. Hao et al. (2019) menegaskan pentingnya pre-training dalam memperkuat generalisasi dan stabilitas model saat fine-tuning, membuka peluang pengembangan metode yang lebih efisien. BERT telah mendorong lahirnya model-model lanjutan seperti DistilBERT untuk mengatasi keterbatasan skalabilitasnya.

III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan Natural Language Processing (NLP), khususnya Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) berbasis IndoBERT, model bahasa berbasis Transformer yang dilatih khusus untuk Bahasa Indonesia dengan 220 juta kata (Koto et al., 2020), karena kemampuannya memahami opini dalam teks pelanggan secara komputasional (Khurana et al., 2022). Penelitian dimulai dengan identifikasi masalah berupa penurunan okupansi kamar dan keluhan pelanggan di platform OTA, dilanjutkan dengan pengumpulan ulasan dari Traveloka, Tiket.com, dan Google Maps; analisis aspek dan sentimen menggunakan IndoBERT; pra-pemrosesan teks (cleansing, tokenisasi, stopword removal, dll.); pemetaan data aspek dan opini; visualisasi pola sentimen melalui wordcloud dan crosstab; serta penarikan kesimpulan dan pemberian rekomendasi layanan.

Populasi terdiri dari 468 ulasan pelanggan Ati Tentrem Guesthouse periode 2022–2024, yang setelah diproses menghasilkan 1.788 data tingkat aspek mencakup 12 aspek layanan seperti fasilitas, harga, kamar, kebersihan, lokasi, dan pelayanan. Data dianalisis menggunakan ABSA-IndoBERT untuk mengekstraksi sentimen per aspek, dan dikorelasikan dengan data revenue tahunan (2022–2024) melalui uji Korelasi Peringkat Spearman, metode statistik non-parametrik yang cocok untuk data kecil dan tidak harus linear.

Hasil analisis digunakan untuk mengidentifikasi aspek layanan yang paling banyak mendapat sentimen negatif dan memiliki hubungan dengan penurunan pendapatan, sehingga dapat dijadikan dasar prioritas perbaikan layanan serta rekomendasi strategis bagi pengelola penginapan.

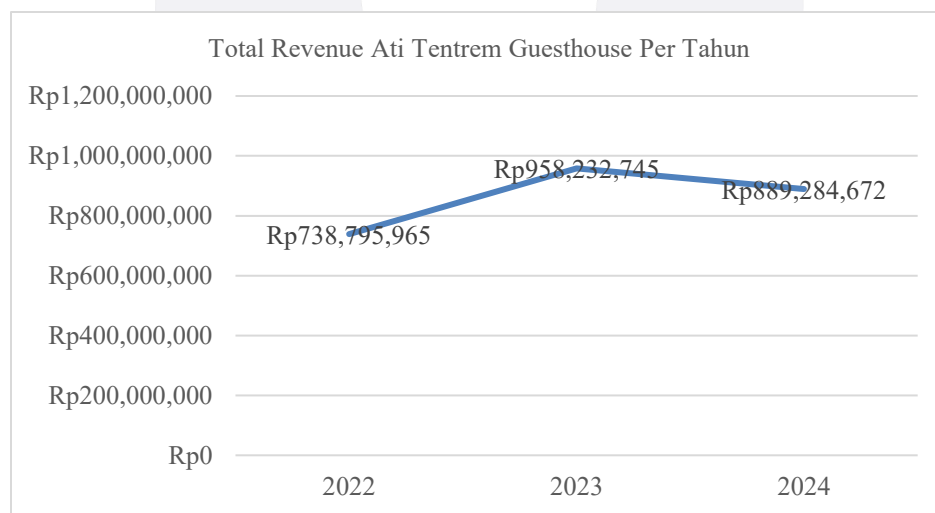
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif untuk menganalisis keterkaitan antara sentimen pelanggan terhadap aspek layanan tertentu dan kinerja keuangan (total revenue) Ati Tentrem Guesthouse periode 2022–2024. Data dikumpulkan dari ulasan online, kemudian diproses melalui *preprocessing*, pengelompokan aspek (*aspect tagging*), pelabelan sentimen, dan analisis menggunakan model ABSA-IndoBERT. Populasi penelitian berupa ulasan pelanggan di platform digital yang mencakup tiga tahun. Penelitian ini mengandalkan analisis tren visual, grafik dual-axis untuk membandingkan sentimen per aspek terhadap pendapatan tahunan, serta uji korelasi Spearman untuk menilai hubungan antar variabel.

[234/234 1:31:09, Epoch 3/3]						
Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy	F1 Micro	F1 Macro	F1 Weighted
1	0.146300	0.181249	0.962687	0.962687	0.624637	0.953206
2	0.102200	0.171862	0.955224	0.955224	0.611328	0.945665
3	0.066200	0.168809	0.958955	0.958955	0.617240	0.949228

Gambar 1. IndoBERT Fine-tune

Setelah tahap pra-pemrosesan dan pelabelan aspek selesai, model IndoBERT (indobenchmark/indobert-base-p1) di-fine-tune untuk tugas ABSA. Dataset ulasan tahun 2022–2024 dibagi menggunakan random stratified split menjadi data latih (70%), validasi (15%), dan uji (15%) agar proporsi sentimen tetap seimbang. Model dilatih selama 3 epoch, dengan training loss yang terus menurun dan hasil evaluasi menunjukkan akurasi dan F1-Micro tinggi (~95–96%), menandakan kinerja baik pada kelas mayoritas. Namun, F1-Macro hanya ~61–62%, menunjukkan kesulitan dalam mengenali kelas minoritas (netral). Analisis distribusi sentimen kemudian dilakukan berdasarkan prediksi model untuk masing-masing aspek layanan per tahun.



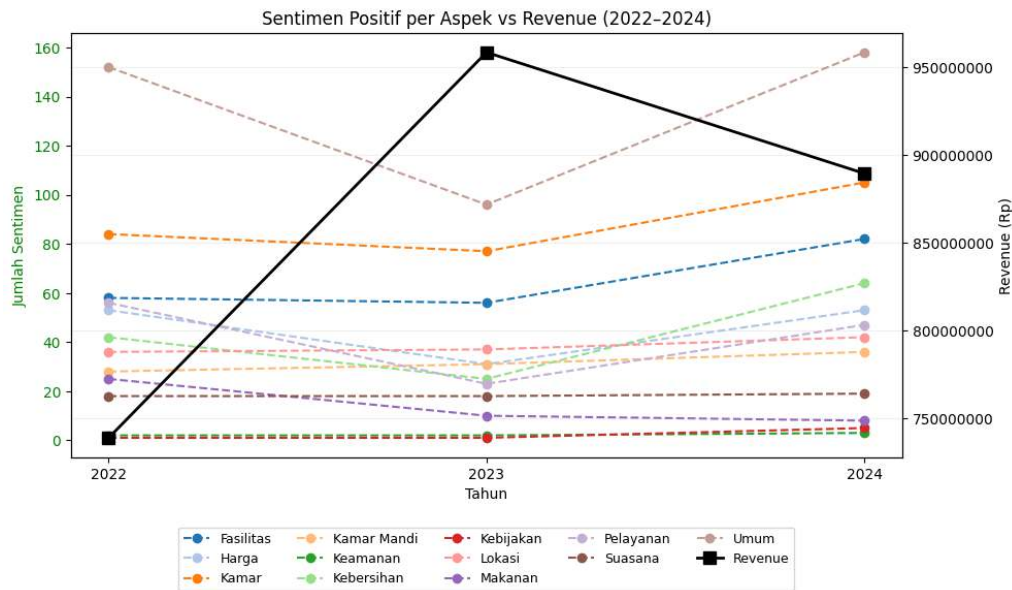
Gambar 2. Grafik Revenue Ati Tentrem Guesthouse

Berdasarkan data keuangan, total revenue Ati Tentrem Guesthouse menunjukkan pola fluktuatif selama tiga tahun terakhir. Pada tahun 2022, pendapatan tercatat sebesar Rp738.795.965. Pendapatan kemudian meningkat cukup signifikan pada tahun 2023 menjadi Rp958.232.745, mencerminkan kinerja keuangan yang membaik. Namun, pada tahun 2024, revenue mengalami penurunan menjadi Rp889.284.672. Meski menurun dari tahun sebelumnya, angka ini masih lebih tinggi dibandingkan tahun 2022.

Tabel 1. *Sentiment Aspect dan Revenue*

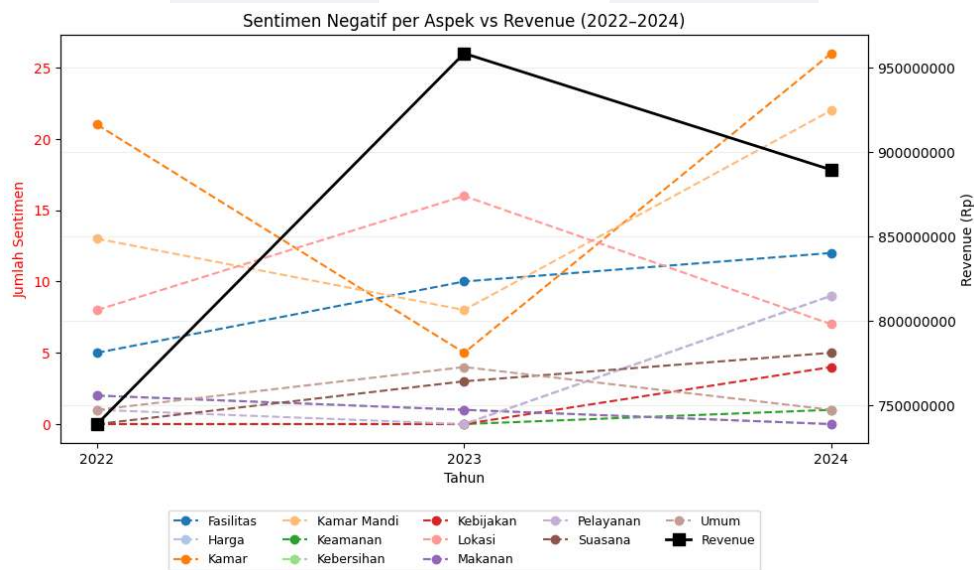
2022			2023			2024		
ASPEK - SENTIMEN	POSITIF	NEGATIF	ASPEK - SENTIMEN	POSITIF	NEGATIF	ASPEK - SENTIMEN	POSITIF	NEGATIF
FASILITAS	58	5	FASILITAS	56	10	FASILITAS	82	12
HARGA	53	0	HARGA	31	0	HARGA	53	9
KAMAR	84	21	KAMAR	77	5	KAMAR	105	26
KAMAR MANDI	28	13	KAMAR MANDI	31	8	KAMAR MANDI	36	22
KEAMANAN	2	0	KEAMANAN	2	0	KEAMANAN	3	1
KEBERSIHAN	42	2	KEBERSIHAN	25	1	KEBERSIHAN	64	0
KEBIJAKAN	1	1	KEBIJAKAN	1	2	KEBIJAKAN	5	4
LOKASI	36	8	LOKASI	37	16	LOKASI	42	7
MAKANAN	25	2	MAKANAN	10	1	MAKANAN	8	0
PELAYANAN	56	1	PELAYANAN	23	3	PELAYANAN	47	9
SUASANA	18	0	SUASANA	18	0	SUASANA	19	5
UMUM	152	1	UMUM	96	4	UMUM	158	1
TOTAL REVENUE								
TOTAL	Rp738,795,965		TOTAL	Rp958,232,745		TOTAL	Rp889,284,672	

Setelah model IndoBERT selesai dilatih, model digunakan untuk memprediksi sentimen pada seluruh ulasan, menghasilkan distribusi sentimen per aspek untuk tahun 2022 hingga 2024 seperti ditampilkan pada Tabel 1. Pada tahun 2022, aspek dengan dominasi sentimen positif dan minim negatif antara lain Harga (53:0), Suasana (18:0), Umum (152:1), Pelayanan (56:1), dan Keamanan (2:0). Aspek seperti Kamar Mandi (28:13), Kamar (84:21), dan Lokasi (36:8) mencatat lebih banyak sentimen negatif. Pada tahun 2023, aspek Harga (31:0), Suasana (18:0), dan Keamanan (2:0) tetap mencatat sentimen seluruhnya positif. Kamar (77:5), Kebersihan (25:1), dan Umum (96:4) masih dominan positif. Sementara Fasilitas (56:10), Lokasi (37:16), dan Kamar Mandi (31:8) mencatat cukup banyak sentimen negatif. Pada tahun 2024, terdapat peningkatan total umpan balik, dengan 622 sentimen positif dan 96 negatif. Aspek Kamar (105:26), Kamar Mandi (36:22), dan Pelayanan (47:9) mencatat jumlah keluhan yang lebih tinggi dibanding dua tahun sebelumnya. Sentimen negatif mulai muncul pada Harga (53:9) dan Suasana (19:5), yang sebelumnya tidak memiliki keluhan. Sebaliknya, aspek Kebersihan (64:0) dan Umum (158:1) tetap mencatat persepsi positif dominan.



Gambar 3. Grafik Aspect Sentiment Positif vs Revenue per year

Grafik memperlihatkan perbandingan tren revenue tahunan dan jumlah sentimen positif per aspek layanan dari 2022 hingga 2024. Revenue meningkat dari Rp738.795.965 (2022) ke Rp958.232.745 (2023), lalu menurun ke Rp889.284.672 (2024). Sentimen positif menunjukkan pola bervariasi: aspek *Umum* turun dari 152 (2022) ke 96 (2023), lalu naik ke 158 (2024), sementara aspek *Kamar* juga naik signifikan di 2024 setelah penurunan di 2023. Beberapa aspek seperti *Fasilitas* dan *Kebersihan* menunjukkan tren peningkatan sentimen positif yang konsisten setiap tahun.



Gambar 4. Grafik Aspect Sentiment Negatif vs Revenue per year

Grafik menunjukkan perbandingan tren revenue dengan jumlah sentimen negatif per aspek layanan. Saat revenue turun pada 2024, beberapa aspek mencatat lonjakan keluhan. Sentimen negatif untuk aspek *Kamar* naik drastis dari 5 (2023) menjadi 26 (2024), *Kamar Mandi* dari 8 ke 22, dan *Harga* dari 0 menjadi 9. Pola ini berbeda dari tahun-tahun sebelumnya yang relatif stabil.

Tabel 2. Korelasi Spearman

Aspek	Spearman's rho	Sig. (2-tailed)	N
Fasilitas	-1		3
Harga	0	1	3
Kamar	1		3
Kamar Mandi	0.5	0.667	3
Keamanan	0	1	3
Kebersihan	0.5	0.667	3
Kebijakan	-0.5	0.667	3
Lokasi	-0.5	0.667	3
Makanan	-0.5	0.667	3
Pelayanan	-0.5	0.667	3
Suasana	0	1	3
Umum	-0.5	0.667	3

Analisis korelasi Spearman digunakan untuk melihat hubungan antara skor sentimen tiap aspek layanan dengan revenue selama periode 2022–2024. Hasil menunjukkan bahwa hanya aspek **Fasilitas** ($\rho = -1.000$, $p < 0.01$) dan **Kamar** ($\rho = +1.000$, $p < 0.01$) yang memiliki hubungan kuat dan signifikan secara statistik. Sementara itu, sebagian besar aspek lain seperti **Harga**, **Keamanan**, dan **Suasana** menunjukkan nilai korelasi 0, yang berarti tidak ada hubungan. Beberapa aspek seperti **Kamar Mandi**, **Kebersihan**, **Kebijakan**, **Lokasi**, **Makanan**, **Pelayanan**, dan **Umum** menunjukkan korelasi moderat ($\rho = \pm 0.5$), namun semuanya tidak signifikan secara statistik ($p > 0.05$).

Penelitian ini menemukan bahwa sentimen pelanggan terhadap aspek layanan memiliki hubungan signifikan dengan revenue Ati Tentrem Guesthouse. Aspek *Kamar* menunjukkan korelasi positif sempurna ($\rho = +1.00$), menegaskan kualitas kamar sebagai faktor utama dalam keputusan reservasi, sejalan dengan Nicolau et al. (2023) yang menyebutkan bahwa sentimen positif berdampak pada peningkatan ADR. Sebaliknya, aspek *Fasilitas* memiliki korelasi negatif sempurna ($\rho = -1.00$), mendukung temuan Kusumawisanto & Subroto (2024) bahwa ketidakpuasan terhadap fasilitas dasar menurunkan revenue secara signifikan.

Beberapa aspek lain seperti *Kebersihan*, *Harga*, dan *Lokasi* menunjukkan korelasi lemah dan tidak signifikan, sebagaimana dijelaskan Crespo et al. (2023) bahwa faktor eksternal, seperti pandemi, dapat memoderasi pengaruh sentimen terhadap performa keuangan. Metode ABSA dengan IndoBERT terbukti efektif mengenali aspek kunci dalam ulasan pelanggan, sejalan dengan Fajri et al. (2020) dan Muhammad et al. (2021), yang menunjukkan efektivitas model berbasis machine learning seperti IndoBERT dan LSTM dalam memahami konteks ulasan berbahasa Indonesia.

Penelitian ini juga relevan dengan studi Özen & Katlav (2023), yang menunjukkan bahwa penerapan teknologi hotel memengaruhi kepuasan dan daya saing, serta perlu disesuaikan dengan ekspektasi pelanggan. Selain itu, Lupulescu et al. (2024) menekankan bahwa dampak sentimen terhadap revenue bersifat jangka panjang, sehingga hotel perlu merespons cepat umpan balik pelanggan.

Wu et al. (2024) menyoroti pentingnya memahami pola variasi sentimen berdasarkan musim dan lokasi, yang mendukung perlunya strategi pemasaran adaptif. Aleman Carreón et al. (2021) dan Lai et al. (2021) menambahkan bahwa skor numerik dan analisis sentimen perlu digunakan secara bersamaan, karena sentimen negatif memiliki dampak lebih besar pada penurunan rating dibandingkan sentimen positif terhadap kenaikannya. Akhirnya, Sayfuddin & Chen (2021) menegaskan bahwa peningkatan rating online dapat secara langsung meningkatkan revenue hotel, mendukung pentingnya manajemen reputasi digital secara berkelanjutan.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. KESIMPULAN

1. Sentimen tamu masih positif untuk kebersihan dan kesan umum, namun keluhan meningkat di 2024 terutama soal kamar, kamar mandi, pelayanan, dan harga.
2. Lonjakan keluhan pada aspek inti beriringan dengan penurunan revenue 7% (2023–2024), sedangkan stabilnya sentimen positif sebelumnya sejalan dengan kenaikan revenue 30% (2022–2023).
3. Korelasi Spearman mengonfirmasi: “Kamar” memiliki hubungan sangat kuat positif ($\rho = +1,00$), “Fasilitas” negatif ($\rho = -1,00$); aspek lain korelasinya lemah-sedang.
4. IndoBERT terbukti andal (akurasi $\pm 95\%$), sehingga ulasan pelanggan layak dijadikan acuan evaluasi.

B. SARAN

1. SARAN PRAKTIS

- a. Prioritaskan perbaikan kamar mandi, kenyamanan kamar, dan pelayanan staf karena sering dikeluhkan.
- b. Pertahankan kualitas kebersihan dan kesan umum untuk memperkuat citra positif.
- c. Evaluasi strategi harga; keluhan harga di 2024 sinyal sensitivitas pasar.

2. SARAN TEORITIS

- a. Kumpulkan ulasan lebih sering (bulanan/harian) untuk analisis tren lebih tajam.
- b. Tambahkan variabel musiman (liburan, hari besar) untuk membandingkan pola kunjungan.
- c. Sertakan data tambahan (harga harian, okupansi, promosi) untuk dianalisis dengan regresi berganda.

DAFTAR PUSTAKA

- Aisy, F. R., & Prasetyo, A. (2024). The Effect of Mobile Shopping Service Quality on Customer Satisfaction and Customer Loyalty: A Case of Bukalapak in Indonesia. *Shirkah: Journal of Economics and Business*, 9(3), 242–264. <https://doi.org/10.22515/shirkah.v9i3.653>
- Alamsyah, A., & Girawan, N. D. (2023). Improving Clothing Product Quality and Reducing Waste Based on Consumer Review Using RoBERTa and BERTopic Language Model. *Big Data and Cognitive Computing*, 7(4). <https://doi.org/10.3390/bdcc7040168>
- Alhamdi, R. (2023). PENGARUH ONLINE REVIEW DAN HARGA TERHADAP KEPUTUSAN PEMESANAN KAMAR HOTEL DI ONLINE TRAVEL AGENT (STUDI KASUS KOTA BATAM). *Jurnal Manajemen Perhotelan*, 9(2), 63–70. <https://doi.org/10.9744/jmp.9.2.63-70>
- Alyoubi, K. H., Alotaibi, F. S., Kumar, A., Gupta, V., & Sharma, A. (2023). A novel multi-layer feature fusion-based BERT-CNN for sentence representation learning and classification. *Robotic Intelligence and Automation*, 43(6), 704–715. <https://doi.org/10.1108/RIA-04-2023-0047>
- Andono, P. N., Sunardi, Nugroho, R. A., & Harjo, B. (2022). Aspect-Based Sentiment Analysis for Hotel Review Using LDA, Semantic Similarity, and BERT. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 15(5), 232–243. <https://doi.org/10.22266/ijies2022.1031.21>
- Anis, S., Saad, S., & Aref, M. (2021). Sentiment Analysis of Hotel Reviews Using Machine Learning Techniques. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 1261 AISC, 227–234. https://doi.org/10.1007/978-3-030-58669-0_21
- Apriliani, D., Abidin, T., Sutanta, E., Hamzah, A., & Somantri, O. (2020). Sentiment Analysis for Assessment of Hotel Services Review using Feature Selection Approach based-on Decision Tree. In *IJACSA International Journal of Advanced Computer Science and Applications* (Vol. 11, Issue 4). www.ijacsa.thesai.org
- Aziz, K., Ji, D., Chakrabarti, P., Chakrabarti, T., Iqbal, M. S., & Abbasi, R. (2024). Unifying aspect-based sentiment analysis BERT and multi-layered graph convolutional networks for comprehensive sentiment dissection. *Scientific Reports*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-61886-7>
- Bimaputra, D. S., & Sutoyo, E. (2023). Aspect-Based Sentiment Analysis of Hotels in Bali on Tripadvisor Using BERT Algorithm. *International Journal of Advances in Data and Information Systems*, 4(2). <https://doi.org/10.25008/ijadis.v4i2.1284>
- Carreón, E. C. A., Nonaka, H., & Hiraoka, T. (2021). *Relation Analysis between Hotel Review Rating Scores and Sentiment Analysis of Reviews by Chinese Tourists Visiting Japan*. <https://doi.org/10.12792/jjiiac.6.2.95>
- Chen, X., Xie, H., & Tao, X. (2022). Vision, status, and research topics of Natural Language Processing. *Natural Language Processing Journal*, 1, 100001. <https://doi.org/10.1016/j.nlp.2022.100001>
- Dorantes, J. H. (n.d.). *Institutional Theory in Tourism and Hospitality*.
- Febrianta, M. Y., Widiyanesti, S., Ramadhan, S. R., Bisnis, M., Dan Informatika, T., Ekonomi, F., & Bisnis, D. (2021). Analisis Ulasan Indie Video Game Lokal pada Steam Menggunakan Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Berbasis Latent Dirichlet Allocation. In *Journal of Animation & Games Studies* (Vol. 7, Issue 2).

- Gîngioveanu Lupulescu, M. G., Dincă, V. M., Taranu, S. D., & Blănuță, B. A. (2024). Data-Driven Insights from 10,000 Reviews: Fostering Sustainability through Rapid Adaptation to Guest Feedback. *Sustainability (Switzerland)*, 16(7). <https://doi.org/10.3390/su16072759>
- Gunasekar, S., & Sudhakar, S. (2019). How user-generated judgments of hotel attributes indicate guest satisfaction. *Journal of Global Scholars of Marketing Science: Bridging Asia and the World*, 29(2), 180–195. <https://doi.org/10.1080/21639159.2019.1577155>
- Hameed, R. A., Abed, W. J., & Sadiq, A. T. (2023). Evaluation of Hotel Performance with Sentiment Analysis by Deep Learning Techniques. *International Journal of Interactive Mobile Technologies*, 17(9), 70–87. <https://doi.org/10.3991/ijim.v17i09.38755>
- Han, X., Gstrein, O. J., & Andrikopoulos, V. (2024). When we talk about Big Data, What do we really mean? Toward a more precise definition of Big Data. *Frontiers in Big Data*, 7. <https://doi.org/10.3389/fdata.2024.1441869>
- Hua, Y. C., Denny, P., Wicker, J., & Taskova, K. (2024). A systematic review of aspect-based sentiment analysis: domains, methods, and trends. *Artificial Intelligence Review*, 57(11). <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10906-z>
- Jardim, S., & Mora, C. (2021). Customer reviews sentiment-based analysis and clustering for market-oriented tourism services and products development or positioning. *Procedia Computer Science*, 196, 199–206. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.12.006>
- Khatib Sulaiman Dalam No, J., Romian Simarmata, A., & Zakariyah, M. (n.d.). Sentiment Analysis of Hotel Reviews Using Support Vector Machine. *Indonesian Journal of Computer Science Attribution*, 12(5), 2023–2603.
- Koto, F., Rahimi, A., Lau, J. H., & Baldwin, T. (2020). *IndoLEM and IndoBERT: A Benchmark Dataset and Pre-trained Language Model for Indonesian NLP*. <http://arxiv.org/abs/2011.00677>
- Lai, X., Wang, F., & Wang, X. (2021). Asymmetric relationship between customer sentiment and online hotel ratings: the moderating effects of review characteristics. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 33(6), 2137–2156. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-07-2020-0708>
- Liza Marie, A., Eko Widodo, R., Tinggi Pariwisata Trisakti, S., & Tinggi Ilmu Manajemen Saint Mary, S. (2019). PENGARUH ONLINE REVIEWS TERHADAP ONLINE HOTEL BOOKING INTENTIONS, STUDY KASUS PADA TRAVELOKA. In *Jurnal Ilmiah Pariwisata* (Vol. 24, Issue 3).
- Mao, Y., Liu, Q., & Zhang, Y. (2024). Sentiment analysis methods, applications, and challenges: A systematic literature review. In *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences* (Vol. 36, Issue 4). King Saud bin Abdulaziz University. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2024.102048>
- Mehraliyev, F., Chan, I. C. C., & Kirilenko, A. P. (2022). Sentiment analysis in hospitality and tourism: a thematic and methodological review. In *International Journal of Contemporary Hospitality Management* (Vol. 34, Issue 1, pp. 46–77). Emerald Group Holdings Ltd. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-02-2021-0132>
- Muhammad, P. F., Kusumaningrum, R., & Wibowo, A. (2021). Sentiment Analysis Using Word2vec and Long Short-Term Memory (LSTM) for Indonesian Hotel Reviews. *Procedia Computer Science*, 179, 728–735. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.061>

- Nikolić, N., Grljević, O., & Kovačević, A. (2020). Aspect-based sentiment analysis of reviews in the domain of higher education. *Electronic Library*, 38(1), 44–64. <https://doi.org/10.1108/EL-06-2019-0140>
- Özen, İ. A., & Özgül Katlav, E. (2023). Aspect-based sentiment analysis on online customer reviews: a case study of technology-supported hotels. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 14(2), 102–120. <https://doi.org/10.1108/JHTT-12-2020-0319>
- Palomino, M. A., & Aider, F. (2022). Evaluating the Effectiveness of Text Pre-Processing in Sentiment Analysis. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(17). <https://doi.org/10.3390/app12178765>
- Poria, S., Hazarika, D., Majumder, N., & Mihalcea, R. (2020). *Beneath the Tip of the Iceberg: Current Challenges and New Directions in Sentiment Analysis Research*. <http://arxiv.org/abs/2005.00357>
- Pramudya, Y. G., & Alamsyah, A. (2023). Hotel Reviews Classification and Review-based Recommendation Model Construction using BERT and RoBERTa. *2023 6th International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2023*, 437–442. <https://doi.org/10.1109/ICOIACT59844.2023.10455890>
- Pratama, M. D., Sarno, R., & Abdullah, R. (2022). Sentiment Analysis User Regarding Hotel Reviews by Aspect Based Using Latent Dirichlet Allocation, Semantic Similarity, and Support Vector Machine Method. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 15(3), 514–524. <https://doi.org/10.22266/ijies2022.0630.43>
- Raghavendra, A. H., Bellary, S., Bala, P. K., & Mukherjee, A. (2024). Exploring user adoption of online hotel booking platforms: A text mining approach. *Procedia Computer Science*, 234, 106–113. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.02.157>
- Rambocas, M., & Pacheco, B. G. (2018). Online sentiment analysis in marketing research: a review. In *Journal of Research in Interactive Marketing* (Vol. 12, Issue 2, pp. 146–163). Emerald Group Holdings Ltd. <https://doi.org/10.1108/JRIM-05-2017-0030>
- Ramadhani, D. P., Alamsyah, A., Febrianta, M. Y., & Damayanti, L. Z. A. (2024). Exploring Tourists' Behavioral Patterns in Bali's Top-Rated Destinations: Perception and Mobility. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 19(2), 743–773. <https://doi.org/10.3390/jtaer19020040>
- Reyes-Menendez, A., Saura, J. R., & Martinez-Navalon, J. G. (2019). The Impact of e-WOM on Hotels Management Reputation: Exploring TripAdvisor Review Credibility with the ELM Model. *IEEE Access*, 7, 68868–68877. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2919030>
- Rodríguez-Ibáñez, M., Casáñez-Ventura, A., Castejón-Mateos, F., & Cuenca-Jiménez, P. M. (2023). A review on sentiment analysis from social media platforms. In *Expert Systems with Applications* (Vol. 223). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119862>
- Sabourin, V. (n.d.). *Strategic Management for the Hospitality and Tourism Industry: Developing a Competitive Advantage*.
- Said, F., & Parningotan Manik, L. (2022). This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License Aspect-Based Sentiment Analysis on Indonesian Presidential Election Using Deep Learning. *Paradigma*, 24(2), 160–167. <https://doi.org/10.31294/p.v24i2.1415>
- Sayfuddin, A. T. M., & Chen, Y. (2021). The signaling and reputational effects of customer ratings on hotel revenues: Evidence from TripAdvisor. *International Journal of Hospitality Management*, 99.

<https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2021.103065>

Shidqi, F., & Yudha Febrianta, M. (2023). SEIKO : Journal of Management & Business Analisis Kualitas Layanan Internet Service Provider Menggunakan Metode Analisis Sentimen Dan Topic Modelling. *SEIKO : Journal of Management & Business*, 6(2), 439–450.

Song, B., Xia, H., Law, R., Muskat, B., & Li, G. (2024). Discovery of smart hotels' competitiveness based on online reviews. *International Journal of Hospitality Management*, 123. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2024.103926>

Suardana, W., & Ridwan, M. (n.d.). *Hotel Room Marketing Strategy during the Period in the City of Parepare, South Sulawesi*. <http://ojs.unm.ac.id/index.php/administrare/index>

Syamala, M., & Nalini, N. (2021). ABSA: Computational Measurement Analysis Approach for Prognosticated Aspect Extraction System. *TEM Journal*, 10(1), 82–94. <https://doi.org/10.18421/TEM101-11>

Taufik Hidayah, R., Singh Bawa, S., & Minda Utami, E. (2025). THE SEREN TAUN EXPERIENCE: A CATALYST FOR SUSTAINABLE CULTURAL TOURISM AND VISITOR LOYALTY INTENTION IN WEST JAVA. *Media Ekonomi Dan Manajemen*, 40, 263–288.

Venkit, P. N., Srinath, M., Gautam, S., Venkatraman, S., Gupta, V., Passonneau, R. J., & Wilson, S. (2023). *The Sentiment Problem: A Critical Survey towards Deconstructing Sentiment Analysis*. <http://arxiv.org/abs/2310.12318>

Viñán-Ludeña, M. S., & de Campos, L. M. (2022). Discovering a tourism destination with social media data: BERT-based sentiment analysis. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 13(5), 907–921. <https://doi.org/10.1108/JHTT-09-2021-0259>

Vo, N. T., Hung, V. V., Tuckova, Z., Pham, N. T., & Nguyen, L. H. L. (2022). Guest Online Review: An Extraordinary Focus on Hotel Users' Satisfaction, Engagement, and Loyalty. *Journal of Quality Assurance in Hospitality and Tourism*, 23(4), 913–944. <https://doi.org/10.1080/1528008X.2021.1920550>

Wang, A., Singh, A., Michael, J., Hill, F., Levy, O., & Bowman, S. R. (2018). *GLUE: A Multi-Task Benchmark and Analysis Platform for Natural Language Understanding*.

Wang, B., Jin, X., & Ma, N. (2024). Are negative reviews the order terminators? An aspect-based sentiment threshold analysis of online reviews in the context of sharing accommodation. *Kybernetes*. <https://doi.org/10.1108/K-10-2023-2132>

Wankhade, M., Rao, A. C. S., & Kulkarni, C. (2022). A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges. *Artificial Intelligence Review*, 55(7), 5731–5780. <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10144-1>

Wilie, B., Vincentio, K., Indra Winata, G., Cahyawijaya, S., Li, X., Lim, Z. Y., Soleman, S., Mahendra, R., Fung, P., Bahar, S., Purwarianti, A., & Bandung, I. T. (n.d.). *IndoNLU: Benchmark and Resources for Evaluating Indonesian Natural Language Understanding*. <https://github.com/annisanurulazhar/absa-playground>

Wu, Y., Wang, J., Xia, Y., Li, Q., & Pan, Y. (2024). Sensing hotel customers distribution and their sentiment variations using online travel agent data: a case of Shanghai star-rated hotels. *Annals of GIS*, 30(3), 323–343. <https://doi.org/10.1080/19475683.2024.2335976>

Yabes, I., Aryanti, N., Pradana, R. J., Eka Setiawan, K., & Hasani, M. F. (2023). Classifying and Predicting The Rating Sentiment of Women's E-commerce Clothing Reviews: A Comparative Study Using SVM, ANN,

- and BERT Models. *2023 5th International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, ICORIS 2023*.
<https://doi.org/10.1109/ICORIS60118.2023.10352189>
- Yadav, K. (n.d.). *A Comprehensive Survey on Aspect Based Sentiment Analysis*.
- Yu, Y. (n.d.). *Aspect-based Sentiment Analysis on Hotel Reviews*.
- Yusniar Rahman, K., Hanafi, H., & Pariwisata Makassar, P. (n.d.). *HOTEL MARKETING INNOVATION STRATEGY IN TOURISM RECOVERY AFTER COVID 19 PANDEMIC*.
- Zhang, R., & Ren, C. (2024). Sentiment time series clustering of Danmu videos based on BERT fine-tuning and SBD-K-shape. *Electronic Library*, 42(4), 553–575. <https://doi.org/10.1108/EL-10-2023-0243>
- Zhang, W., Li, X., Deng, Y., Bing, L., & Lam, W. (2022). *A Survey on Aspect-Based Sentiment Analysis: Tasks, Methods, and Challenges*. <http://arxiv.org/abs/2203.01054>
- Zhao, J., Ren, L., & Li, X. (n.d.). *The Hospitality and Tourism Industry in ASEAN and East Asian Destinations; New Growth, Trends, and Developments*.
- Zhao, R., Hao, Y., & Li, X. (n.d.). *Business Analysis: User Attitude Evaluation and Prediction Based on Hotel User Reviews and Text Mining*.
- Zhao, Z., Liu, W., & Wang, K. (2023). Research on sentiment analysis method of opinion mining based on multi-model fusion transfer learning. *Journal of Big Data*, 10(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-023-00837-x>

