

ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA ULASAN PELANGGAN RESTORAN MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (STUDI KASUS: DEPOT BAMARA)

Muhammad Fariz Firdaus^{1*}, Dian Eka Ratnawati², Nanang Yudi Setiawan³

^{1,2,3}Universitas Brawijaya, Malang.

Email: ¹muhammadfariz@student.ub.ac.id, ²dian_ilkom@ub.ac.id, ³nanang@ub.ac.id

*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 31 Juli 2024, diterima untuk diterbitkan: 20 November 2024)

Abstrak

Ulasan pelanggan berperan penting dalam evaluasi produk dan layanan restoran. Ulasan pelanggan membantu restoran mengidentifikasi kekuatan dan kelemahannya. Depot Bamara adalah rumah makan yang belum efektif dalam memanfaatkan ulasan pelanggan karena kurangnya teknologi dan sumber daya manusia yang ahli dalam menerapkannya. Salah satu solusi yang dapat diimplementasikan adalah menggunakan analisis sentimen berbasis aspek dengan bantuan pembelajaran mesin. Analisis sentimen berbasis aspek memberikan pengetahuan yang lebih berfokus pada setiap aspek restoran, dan penggunaan pembelajaran mesin memungkinkan pemanfaatan ulasan dengan sumber daya manusia minimal. Penelitian menggunakan data ulasan pelanggan tahun 2021-2022 sebanyak 1029 ulasan melalui *web scraping* di situs *Google Review*. Kata-kata dalam ulasan diberi bobot menggunakan teknik pembobotan *frequency inverse document frequency* (TF-IDF) dan diklasifikasi menggunakan algoritma *support vector machine* (SVM). Model klasifikasi diuji dengan teknik *k-fold cross validation*, menghasilkan rata-rata *accuracy* sebesar 92%, menunjukkan performa yang baik. Pengujian juga dilakukan pada masing-masing aspek, menunjukkan hasil klasifikasi pada aspek harga memiliki rata-rata *accuracy* tertinggi, sebesar 96%. Data ulasan dianalisis menggunakan *root cause analysis* (RCA). Hasil RCA menunjukkan bahwa akar masalah ulasan negatif adalah tidak adanya opsi kepedasan, SOP yang belum ada, pelatihan staf yang belum rutin, dan kurangnya ruang parkir dan penataan tempat duduk saat makan siang. Hasil RCA digunakan untuk membuat rekomendasi setelah berdiskusi dengan *stakeholder*.

Kata kunci: Depot bamara, Analisis sentimen berbasis aspek, Support vector machine, Root cause analysis

ASPECT-BASED SENTIMENT ANALYSIS ON RESTAURANT CUSTOMER REVIEWS USING SUPPORT VECTOR MACHINE ALGORITHM (CASE STUDY: DEPOT BAMARA)

Abstract

Customer reviews play an important role in the evaluation of restaurant products and services. Customer reviews can help restaurants identify their strengths and weaknesses. Depot Bamara is a restaurant that has not been effective in utilizing customer reviews due to the lack of technology and human resources who are experts in implementing it. One solution that can be implemented is using aspect-based sentiment analysis with the help of machine learning. Aspect-based sentiment analysis provides more focused knowledge on each aspect of the restaurant, and the use of machine learning allows the utilization of reviews with minimal human resources. The research used customer review data in the years 2021-2022 as many as 1029 reviews through web scraping on the Google Review site. Terms found in the reviews were weighted using the frequency inverse document frequency (TF-IDF) weighting technique and classified using the support vector machine (SVM) algorithm. The classification model was tested with k-fold cross validation, resulting in an average accuracy of 92%, indicating good performance. Tests were also carried out on each aspect, showing the classification results on the price aspect had the highest average accuracy, at 96%. The review data was analyzed using root cause analysis (RCA). The RCA results showed that the root causes of negative reviews were the absence of spiciness options, the lack of SOPs, the lack of regular staff training, and the lack of parking spaces and seating arrangements during lunch. The RCA results were used to make recommendations after discussions with stakeholders.

Keywords: Depot Bamara, Aspect Based Sentiment analysis, Support Vector Machine, Root cause analysis

1. PENDAHULUAN

Ulasan pelanggan dapat berperan sebagai alat bantu evaluasi produk dan layanan restoran. Ulasan pelanggan memainkan peran penting dalam kesuksesan restoran. Ulasan pelanggan yang dapat bermanfaat bagi pihak restoran untuk mengidentifikasi kelemahan mereka dalam aspek-aspek yang relevan terhadap restoran (Suryandriyo, 2018).

Depot Bamara adalah rumah makan yang telah berdiri sejak tahun 1984. Hasil observasi yang dilakukan menunjukkan bahwa depot Bamara telah memiliki lebih dari 5000 ulasan di situs *Google Maps Review*. Wawancara yang dilakukan dengan perwakilan dari depot Bamara mengungkapkan bahwa depot Bamara belum memaksimalkan pemanfaatan ulasan pelanggan sebagai alat evaluasi bisnis. Alasan yang diberikan dari permasalahan ini adalah karena kurangnya teknologi dan sumber daya ahli yang dibutuhkan.

Salah satu cara memanfaatkan ulasan pelanggan di platform *online* adalah dengan melakukan analisis sentimen. Analisis sentimen merujuk pada teknik yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mencari makna dari opini atau sentimen suatu teks, ucapan, atau unggahan (Flores et al., 2020). Analisis sentimen dapat menjadi solusi bagi depot Bamara dalam memanfaatkan ulasan pelanggan secara efektif. Pemanfaatan teknologi *machine learning* memungkinkan analisis sentimen dilakukan secara efisien dan akurat, sehingga dapat membantu Depot Bamara untuk memantau citra dan reputasi mereka di platform *online* tanpa memerlukan sumber daya yang besar.

Analisis sentimen berbasis aspek (ASBA) adalah sub-bidang analisis sentimen yang berfokus pada identifikasi sentimen terhadap aspek tertentu dari suatu produk atau layanan. ASBA digunakan dalam industri restoran untuk menganalisis umpan balik pelanggan dengan berfokus pada aspek tertentu yang relevan terhadap restoran (Nurifan et al., 2019). Studi yang telah dilakukan oleh (Li et al., 2023) menerapkan ASBA dengan mengidentifikasi sentimen terhadap aspek-aspek makanan, pelayanan, harga, dan lingkungan. Hasil studi menunjukkan bahwa ASBA memberikan implikasi yang bermakna bagi industri restoran dalam meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman pelanggan.

Algoritma *machine learning* merupakan komponen utama dalam melakukan analisis sentimen. *Support Vector Machine* (SVM) adalah salah satu algoritma populer yang sering digunakan dalam analisis sentimen. SVM adalah algoritma pembelajaran mesin yang membangun *hyperplane* untuk memisahkan data-data yang tergolong pada kelas berbeda (Indrainsi & Ernawati, 2022). Kelebihan menggunakan SVM pada analisis sentimen adalah SVM akan bekerja baik jika terdapat batas margin yang jelas antara kelas, selain itu algoritma SVM memberi hasil yang lebih akurat jika dibandingkan

dengan algoritma lain yang lebih sederhana seperti *naïve bayes* (Indrayuni, 2018).

Root Cause Analysis (RCA) adalah metode pemecahan masalah yang bertujuan untuk mengidentifikasi penyebab yang mendasari suatu masalah (Ikayanti, 2017). RCA pada penelitian ini digunakan untuk memperoleh akar penyebab dari sentimen negatif setiap aspek yang telah dianalisis. Wawasan mengenai akar permasalahan dapat membantu *stakeholder* dalam meningkatkan layanan atau produk agar lebih sesuai dengan kebutuhan konsumen (Alauddin et al., 2023).

Penelitian dilakukan untuk menyelesaikan masalah-masalah yang ditemukan dengan membahas penerapan analisis sentimen pada data ulasan depot bamara hasil *web scraping* dari *Google Review*. Analisis sentimen dilakukan pada data berdasarkan kelas sentimen positif atau negatif. Analisis sentimen dilakukan pada tingkat aspek dengan membagi data dalam kategori aspek makanan, pelayanan, harga, dan suasana. Klasifikasi kelas sentimen dilakukan dengan algoritma SVM pada data yang telah melalui *preprocessing* dan pembobotan dengan TF-IDF. Model klasifikasi diuji dengan teknik *K-Fold Cross Validation* untuk mengevaluasi kinerjanya. Data ulasan dianalisis dengan teknik RCA untuk mendapatkan pengetahuan mengenai permasalahan yang dialami pelanggan rumah makan.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan terkait akar permasalahan dari sentimen negatif yang berguna bagi depot Bamara untuk meningkatkan kualitas layanan mereka. Hasil penelitian juga diharapkan dapat memberikan informasi tentang cara melakukan analisis sentimen ulasan Depot Bamara berbasis aspek menggunakan algoritma SVM, dan keefektifan metode SVM dalam analisis sentimen berbasis aspek.

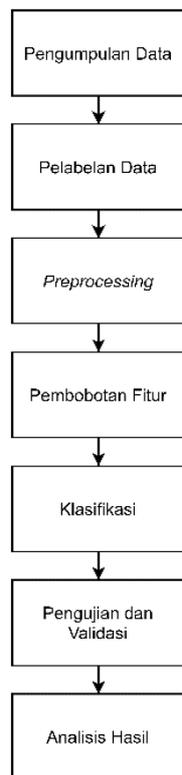
2. METODE PENELITIAN

Langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini dijelaskan pada Gambar 1.

2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan pada data ulasan pelanggan depot Bamara pada situs *Google Maps*. Data diekstraksi dengan teknik *web scrapping* menggunakan ekstensi *Instant Data Scraper* dari *Google Chrome*. Hasil dari proses ekstraksi yang dilakukan adalah 5365 data. Data hasil ekstraksi dieliminasi berdasarkan waktu, menyisakan 1130 data dengan rentang waktu tahun 2021-2022.

Pengumpulan data juga dilakukan dengan melakukan wawancara dan observasi lapangan. Wawancara dan observasi dilakukan dengan tujuan mendapatkan pengetahuan mengenai kondisi nyata rumah makan.



Gambar 1. Diagram Alur Metode Penelitian

2.2. Pelabelan Data

Pelabelan dilakukan secara manual, dengan memberi label pada data terkait kelasnya. Terdapat 2 label kelas yang digunakan pada penelitian ini, yaitu sentimen dan aspek. Label sentimen terdiri atas kelas positif dan negatif yang menjelaskan polaritas sentimen yang dimiliki ulasan. Label aspek yang digunakan pada penelitian ini menggunakan aspek-aspek dari penelitian yang telah dilakukan oleh (Li et al., 2023), yaitu aspek makanan, pelayanan, harga, dan suasana. Deskripsi dari aspek-aspek tersebut dijelaskan pada Tabel 1.

Tabel 1. Deskripsi Aspek

Aspek	Deskripsi
Makanan	Aspek ini mengacu pada kualitas, rasa, dan presentasi makanan yang disajikan di restoran.
Pelayanan	Aspek ini mengacu pada kualitas layanan yang diberikan oleh staf restoran, termasuk keramahan, perhatian, dan kecepatan menanggapi.
Harga	Kelas aspek ini mengacu pada harga yang ditawarkan restoran, termasuk biaya makanan, camilan, dan parkir.
Suasana	Kelas aspek ini mengacu pada suasana dan lingkungan restoran, termasuk dekorasi, pencahayaan, dan tingkat kebisingan

2.3. Preprocessing

Preprocessing adalah tahap awal dalam pengolahan data teks yang bertujuan untuk membuat data teks menjadi lebih terstruktur dan mudah diolah, sehingga analisis dapat dilakukan dengan lebih efektif dan akurat (Khairunnisa et al., 2021). Tahap-tahap *preprocessing* yang dilakukan pada penelitian ini terdiri atas beberapa tahapan, yaitu *text cleansing*, *tokenization*, *filtering*, dan *stemming*. *Text cleansing* dilakukan untuk membersihkan dan memperbaiki penulisan teks ulasan. *Tokenization* dilakukan untuk mengubah teks ulasan ke bentuk kecil (token). *Filtering* dilakukan dengan menghapus kata-kata *stopwords* yang tidak berperan dalam proses klasifikasi. *Stemming* dilakukan untuk mengubah kata-kata dalam ulasan ke bentuk dasarnya.

2.4. Pembobotan Fitur

Data hasil *preprocessing* perlu diubah ke bentuk vektor agar dapat diklasifikasi. Konversi dapat dilakukan dengan memberi bobot pada fitur dengan melakukan pembobotan fitur. *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) adalah salah satu teknik pembobotan yang dapat digunakan untuk menghitung bobot kata dalam dokumen teks dengan memperhitungkan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen dan keseluruhan korpus (Wati et al., 2023). Formulasi perhitungan nilai TF-IDF dijelaskan pada Persamaan (1).

Pada persamaan (1), $W_{(w,d)}$ merupakan bobot dari kata w dalam dokumen d . $N_{(w,d)}$ adalah jumlah kemunculan kata w dalam dokumen d . D adalah jumlah dokumen dalam korpus. N_w adalah jumlah dokumen yang mengandung kata w .

$$W_{(w,d)} = N_{(w,d)} \times \log \frac{D}{N_w} \quad (1)$$

2.5. Klasifikasi

Klasifikasi dalam analisis sentimen adalah tahap yang bertujuan untuk mengelompokkan atau mengklasifikasikan teks atau dokumen ke dalam kelas sentimen tertentu (Wati et al., 2023). Klasifikasi dalam analisis sentimen dapat dilakukan dengan memanfaatkan algoritma *machine learning*. Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) adalah salah satu algoritma yang umum digunakan untuk klasifikasi data teks.

SVM adalah algoritma *machine learning* yang dapat digunakan untuk proses klasifikasi dan regresi. SVM bekerja dengan membangun *hyperplane* yang digunakan untuk memisahkan data-data yang tergolong pada kelas berbeda (Zaiem Praghakusma & Charibaldi, 2021). Formulasi dasar untuk klasifikasi dengan SVM dijelaskan pada Persamaan (2).

Pada persamaan (2), X_i merupakan nilai *tuple*. α_i merupakan konstanta lagrange multiplier. y_i adalah label kelas sentimen. $K_{(x,x_i)}$ adalah fungsi kernel data uji. b adalah nilai bias.

$$f(x) = \sum_{i=1}^m \text{sign}(\alpha_i y_i K(x, x_i) + b) \quad (2)$$

2.6. Pengujian

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi dan memvalidasi model hasil klasifikasi. Penelitian ini menggunakan teknik *K-Fold Cross Validation* sebagai metode pengujian. Teknik *K-Fold Cross Validation* membagi data latih menjadi k-subset dengan ukuran yang sama, kemudian dilakukan iterasi sebanyak k. Pada setiap iterasi, salah satu subset digunakan sebagai data uji, sedangkan k-1 subset lainnya digunakan sebagai data latih. Proses ini diulang k-kali, sehingga masing-masing subset digunakan sebagai data uji dan data latih (Wijaya et al., 2021). Pada penelitian ini, nilai metrik-metrik evaluasi pada setiap iterasi digabungkan untuk menghasilkan nilai rata-ratanya.

2.7. Analisis Hasil

Analisis hasil dilakukan dengan menganalisis data ulasan untuk mendapatkan pengetahuan terkait permasalahan yang dihadapi. Analisis dilakukan dengan menggunakan metode *Root Cause Analysis* (RCA). RCA adalah metode pemecahan masalah yang bertujuan untuk mengidentifikasi penyebab yang mendasari suatu masalah (Kuswardana et al., 2017). RCA dapat digunakan dalam analisis sentimen untuk memperoleh akar penyebab dari sentimen setiap aspek yang telah dianalisis. Langkah-langkah implementasi RCA dapat dibagi menjadi identifikasi permasalahan, pengumpulan informasi, identifikasi faktor penyebab, penentuan akar masalah, dan penyusunan rekomendasi (Ikayanti, 2017).

3. HASIL DAN ANALISIS

3.1. Hasil Pelabelan

Pelabelan dilakukan terhadap 1130 data ulasan dengan label sentimen, dan label aspek. Hasil pelabelan menunjukkan terdapat 773 data positif, dan 256 data negatif. Distribusi data ulasan pada kategori aspek adalah 534 data aspek makanan, 162 data aspek pelayanan, 164 data aspek harga, dan 169 data aspek suasana. Distribusi label sentimen data ulasan pada setiap aspek dijelaskan pada Tabel 2.

Tabel 2. Distribusi Data

Aspek	Positif	Negatif	Total
Makanan	465	65	534
Pelayanan	65	97	162
Harga	145	19	164
Suasana	98	71	169
Total	773	256	1130

Tabel distribusi data ulasan menunjukkan bahwa ulasan pada aspek pelayanan mengandung lebih banyak ulasan negatif dibandingkan ulasan positif. Ulasan pada aspek lainnya menunjukkan bahwa lebih banyak ulasan positif dibandingkan ulasan negatif, hal ini mengindikasikan bahwa

diperlukan perhatian lebih untuk permasalahan pada aspek pelayanan.

3.2. Hasil Pengujian

Pengujian yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan metode validasi *K-Fold Cross Validation* dengan nilai k=10. Metrik-metrik yang digunakan sebagai parameter evaluasi adalah metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure*.

Hasil pengujian model pada dataset secara keseluruhan menghasilkan rata-rata *accuracy* 92%, rata-rata *precision* 94%, rata-rata *recall* 95%, dan rata-rata *f-measure* 95%. Hasil tersebut menunjukkan akurasi model yang baik, dan kemampuan yang baik dalam mengklasifikasi data ke kelas positif atau negatif.

Hasil pengujian model pada data ulasan dari setiap aspek dijelaskan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil pengujian pada setiap aspek

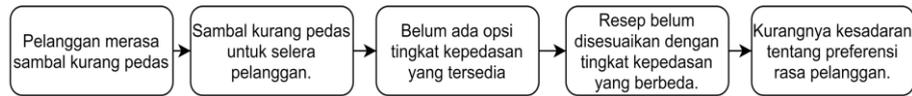
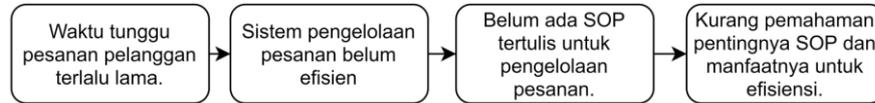
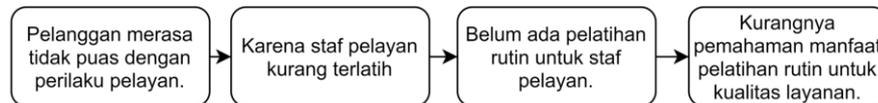
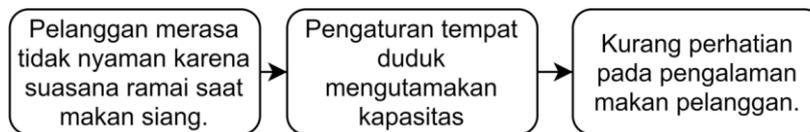
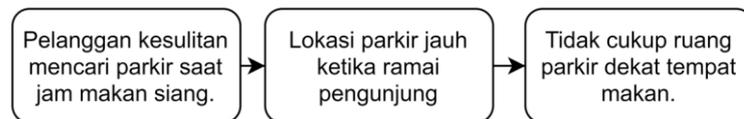
Aspek	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
Makanan	93%	96%	96%	96%
Pelayanan	91%	87%	93%	89%
Harga	96%	98%	98%	98%
Suasana	85%	84%	92%	88%

Hasil pengujian menunjukkan bahwa pada aspek harga model menunjukkan performa tertinggi, hal ini dikarenakan fitur-fitur dalam ulasan harga bersifat lebih sederhana, sehingga mudah diklasifikasi. Hasil pengujian juga menunjukkan aspek pelayanan dan suasana memiliki nilai *precision* yang lebih rendah dibanding *recall*, menunjukkan bahwa model lebih rentan membuat kesalahan prediksi *false positive*. Ini berarti bahwa di antara data uji yang diprediksi sebagai positif oleh model, ada kemungkinan yang lebih tinggi bahwa beberapa di antaranya salah.

3.3. Root Cause Analysis

Tahap pertama dalam implementasi *Root Cause Analysis* (RCA) adalah identifikasi permasalahan. Permasalahan yang akan dianalisis diidentifikasi dengan meninjau kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan setiap aspek. Permasalahan-permasalahan yang didapatkan dari proses identifikasi masalah yang telah dilakukan adalah pelanggan merasa sambal kurang pedas, waktu tunggu pesanan pelanggan terlalu lama, pelanggan merasa tidak puas dengan perilaku pelayan, pelanggan merasa tidak nyaman karena suasana ramai saat makan siang, dan pelanggan kesulitan mencari tempat parkir saat jam makan siang.

Tahap kedua dalam implementasi RCA adalah pengumpulan informasi. Pengumpulan informasi dilakukan dengan meninjau ulasan-ulasan pelanggan yang berkaitan dengan masalah yang dianalisis. Pengumpulan informasi juga dilakukan dengan melakukan wawancara dengan *stakeholder* untuk mengetahui kondisi rumah makan yang sebenarnya.

Gambar 1. Analisis 5 *Why* Permasalahan SambalGambar 2. Analisis 5 *Why* Permasalahan Waktu TungguGambar 3. Analisis 5 *Why* Permasalahan Perilaku PelayanGambar 4. Analisis 5 *Why* Permasalahan Kenyamanan PelangganGambar 5. Analisis 5 *Why* Permasalahan Ruang Parkir

Wawancara yang telah dilakukan dilaksanakan di depot Bamara dengan staf manajemen restoran sebagai perwakilan.

Tahap ketiga dalam implementasi RCA adalah identifikasi faktor penyebab. Sebuah permasalahan dapat memiliki banyak faktor yang mungkin menjadi penyebabnya. Tahap identifikasi faktor penyebab dilakukan untuk menggali faktor-faktor yang mungkin menyebabkan permasalahan, agar dapat dijadikan bahan analisis akar masalah. Penggalan faktor penyebab dilakukan terhadap informasi-informasi yang telah dikumpulkan pada tahap pengumpulan informasi.

Tahap keempat dalam implementasi RCA adalah penentuan akar masalah. Penggalan akar masalah dapat dilakukan dengan beberapa metode berbeda. Metode penggalan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode 5 *why*. Metode 5 *why* dilakukan dengan cara bertanya "mengapa" secara berulang kali hingga jawaban pertanyaan telah menunjukkan suatu akar masalah (Ikayanti, 2017). Hasil dari analisis 5 *why* yang dilakukan dijelaskan pada Gambar 1, 2, 3, 4, dan 5.

Analisis 5 *why* pada Gambar 1 menunjukkan bahwa akar masalah dari permasalahan pelanggan merasa sambal kurang pedas adalah belum adanya opsi tingkat kepedasan dan peninjauan preferensi rasa pelanggan.

Analisis 5 *why* pada Gambar 2 menunjukkan bahwa akar masalah dari permasalahan waktu tunggu pesanan pelanggan terlalu lama adalah karena belum adanya *standard operating procedure* (SOP) tertulis

yang mengatur pengelolaan pesanan, karena belum ada kesadaran akan pentingnya SOP.

Analisis 5 *why* pada Gambar 2 menunjukkan bahwa akar masalah dari permasalahan perilaku pelayan yang tidak memuaskan adalah karena belum adanya pelatihan rutin untuk staf pelayan, karena belum ada kesadaran akan pentingnya penyelenggaraan pelatihan yang rutin.

Analisis 5 *why* pada Gambar 4 menunjukkan bahwa akar masalah dari permasalahan ketidaknyamanan pelanggan di jam makan siang adalah karena kurangnya perhatian pada pengalaman makan pelanggan, sehingga penataan tempat duduk belum optimal.

Analisis 5 *why* pada Gambar 5 menunjukkan bahwa akar masalah dari pelanggan merasa kesulitan mencari tempat parkir adalah karena lokasi parkir alternatif yang jauh ketika ruang parkir yang disediakan sudah penuh.

Tahap terakhir dalam implementasi RCA adalah penyusunan rekomendasi. Rekomendasi disusun oleh peneliti berdasarkan akar masalah yang didapatkan, dengan mempertimbangkan hasil wawancara dengan *stakeholder*. Hasil penyusunan rekomendasi yang telah dilakukan dijelaskan pada Tabel 4.

Rekomendasi bisnis yang telah disusun ditunjukkan kepada *stakeholder* untuk mendapatkan tanggapan terkait hasil penelitian. *Stakeholder* menunjukkan kesan yang positif pada rekomendasi yang diberikan secara keseluruhan, namun *stakeholder* perlu melakukan peninjauan lebih lanjut

sebelum menerapkan beberapa rekomendasi karena keterbatasan waktu dan biaya.

Tabel 4. Rekomendasi bisnis

Aspek	Rekomendasi
Makanan	Menambahkan opsi tingkat kepedasan sambal, dan melakukan penelitian sederhana yang rutin untuk mengetahui preferensi rasa dari pelanggan.
Pelayanan	Menyelenggarakan pelatihan bagi staf pelayan secara rutin, dan menyusun SOP terkait sistem pengelolaan pesanan.
Harga	-
Suasana	Mengonsultasikan dengan <i>expert</i> , apakah perlu mempertahankan penataan tempat duduk yang berfokus pada kapasitas atau mengatur ulang penataan agar mengutamakan pengalaman makan pelanggan, dan mempertimbangkan untuk menawarkan pelayanan parkir <i>valet</i> untuk memudahkan proses parkir bagi pelanggan.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian yang telah dilakukan menerapkan analisis sentimen ulasan pelanggan depot Bamara Surabaya. Hasil pengujian dari model yang dilatih memperlihatkan bahwa model memiliki kinerja keseluruhan yang sangat baik. Pada pengujian dengan *K-Fold Cross Validation* terhadap data ulasan keseluruhan, rata-rata hasil yang diperoleh adalah *accuracy* 92%, *precision* 94%, *recall* 95% dan *f-measure* 95%. Pada pengujian terhadap data ulasan anggota setiap kategori aspek, diketahui bahwa aspek harga menunjukkan kinerja paling baik, dengan rata-rata *accuracy* 96%, *precision* 98%, *recall* 98% dan *f-measure* 98%. Aspek-aspek lainnya juga menghasilkan kinerja yang baik, makanan menunjukkan rata-rata *accuracy* 93%, *precision* 96%, *recall* 96% dan *f-measure* 96%, pelayanan menunjukkan rata-rata *accuracy* 91%, *precision* 87%, *recall* 93% dan *f-measure* 89%, suasana menunjukkan rata-rata *accuracy* 85%, *precision* 84%, *recall* 92% dan *f-measure* 88%. Hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa aspek harga memiliki fitur-fitur yang lebih sederhana, sehingga lebih mudah diklasifikasi.

Root Cause Analysis diterapkan dengan menganalisis data ulasan yang telah melalui proses pelabelan, dan mendiskusikan kondisi rumah makan dengan perwakilan *stakeholder*. Hasil dari analisis yang dilakukan menunjukkan bahwa akar dari masalah-masalah yang dialami pelanggan depot Bamara adalah tidak adanya opsi kepedasan sambal dan kesadaran akan preferensi rasa pelanggan, tidak adanya SOP tertulis terkait pemrosesan pelayanan, tidak adanya pelatihan rutin bagi staf pelayan, penataan tempat yang tidak memperhatikan pengalaman makan, dan jauhnya lokasi parkir saat ramai pengunjung. Rekomendasi yang dibuat dari permasalahan-permasalahan tersebut adalah menambahkan tingkat kepedasan sambal, melakukan penelitian rutin tentang preferensi rasa pelanggan, membuat SOP pengelolaan pesanan, melatih staf pelayan secara teratur, berkonsultasi dengan ahli

terkait penataan tempat duduk, dan mempertimbangkan pelayanan parkir *valet*.

Terdapat beberapa saran untuk mengembangkan penelitian ini lebih jauh. Pertama, mencoba menggunakan metode-metode *preprocessing* dan pembobotan kata lain. Penelitian telah memberikan hasil yang memadai, namun eksplorasi metode-metode lain dalam sistem analisis sentimen dapat memberikan wawasan baru dan meningkatkan kinerja model. Kedua, disarankan untuk menggunakan data dengan distribusi yang lebih seimbang di setiap kelas sentimen. Data yang seimbang dapat memiliki dampak positif pada peningkatan hasil pengujian, karena dapat menghindari bias yang tidak diinginkan dan memungkinkan evaluasi yang lebih akurat terhadap performa model.

DAFTAR PUSTAKA

- ALAUDDIN, A. M., SETIAWAN, N. Y., & SAPUTRA, M. C. 2023. Rekomendasi Peningkatan Layanan Okejek dengan Root Cause Analysis berdasarkan Hasil Analisis Sentimen Ulasan Pengguna. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 7(2), 6782–6789. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- FLORES, V. A., JASA, L., & LINAWATI, L. 2020. Analisis Sentimen untuk Mengetahui Kelemahan dan Kelebihan Pesaing Bisnis Rumah Makan Berdasarkan Komentar Positif dan Negatif di Instagram. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 19(1), 49–54. <https://doi.org/10.24843/MITE.2020.V19I01.P07>
- IKAYANTI, H. 2017. Analisis Akar Masalah (Root Cause Analysis) Kecurangan Akademik Pada Saat Ujian. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FEB*, 6(1). <https://jimfeb.ub.ac.id/index.php/jimfeb/article/view/4359>
- INDRAINI, A. N., & ERNAWATI, I. 2022. Analisis Sentimen Terhadap Pembelajaran Daring Di Indonesia Menggunakan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Ilmiah FIFO*, 14(1), 68–80.
- INDRAYUNI, E. 2018. Komparasi Algoritma Naive Bayes Dan Support Vector Machine Untuk Analisa Sentimen Review Film. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, 14(2), 175. <https://doi.org/10.33480/PILAR.V14I2.918>
- KHAIRUNNISA, S., ADIWIJAYA, A., & FARABY, S. AL. 2021. Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19). *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(2), 406–414. <https://doi.org/10.30865/MIB.V5I2.2835>

- KUSWARDANA, A., EKA MAYANGSARI, N., & HAIDAR NATSIR, A. 2017. Analisis Penyebab Kecelakaan Kerja Menggunakan Metode RCA (Fishbone Diagram Method And 5 – Why Analysis) di PT. PAL Indonesia. *Conference on Safety Engineering and Its Application*, 1(1), 141–146. <http://journal.ppns.ac.id/index.php/seminarK3PPNS/article/view/236>
- LI, H., YU, B., LI, G., & GAO, H. 2023. Restaurant Survival Prediction Using Customer-Generated Content: An Aspect-Based Sentiment Analysis of Online Reviews. *Tourism Management*, 96(2), 104707.
- NURIFAN, F., SARNO, R., & SUNGKONO, K. 2019. Aspect Based Sentiment Analysis for Restaurant Reviews Using Hybrid ELMoWikipedia and Hybrid Expanded Opinion Lexicon-SentiCircle. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 12(6), 47–48.
- SURYANDRIYO, B. 2018. Hubungan Kualitas Makanan, Kualitas Pelayanan, Suasana dan Harga Terhadap Kepuasan Pelanggan Restoran. *Fakultas Bisnis Dan Ekonomi Universitas Islam Indonesia*. <https://dspace.uii.ac.id/handle/123456789/11580>
- WATI, R., ERNAWATI, S., & RACHMI, H. 2023. Pembobotan TF-IDF Menggunakan Naïve Bayes pada Sentimen Masyarakat Mengenai Isu Kenaikan BIPIH. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, 13(1), 84–93. <https://doi.org/10.34010/JAMIKA.V13I1.9424>
- WIJAYA, I. D., PUTRADA, A. G., & OKTARIA, D. 2021. Penggunaan Metode K-fold Untuk Data Imbalance Pada Klasifikasi Hwe Dan Qpq Dalam Kejahatan Tweet Pelecehan Seksual. *EProceedings of Engineering*, 8(5). <https://openlibrarypublications.telkomuniversit y.ac.id/index.php/engineering/article/view/15644/15357>
- ZAIEM PRAGHAKUSMA, A., & CHARIBALDI, N. 2021. Komparasi Fungsi Kernel Metode Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Instagram dan Twitter (Studi Kasus : Komisi Pemberantasan Korupsi). *Universitas Ahmad Dahlan Journal*, 9(2), 33–42. <https://doi.org/10.12928/jstie.v8i3.xxx>

Halaman ini sengaja dikosongkan