JTIK
Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi

JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)
p-ISSN : 2087-0868 (media cetak); e-ISSN : 2598-9707 (media online)
Vol. 16, No. 2, September 2025
http://ejurnal.provisi.ac.id/index.php/JTIKP

ANALISIS SENTIMEN ULASAN KONSUMEN MENGGUNAKAN ALGORITMA TF-ID UNTUK MENGETAHUI TINGKAT KEPUASAN PELANGGAN (STUDI KASUS : GUNTHEM PREMIUM COFFEE)

Fransisca Sonia Widyastuti[1], Evangs Mailoa[2]
[1, 2]Teknik Informatika, Universitas Kristen Satya Wacana Salatiga

Article Info

Article history:

Received April 29, 2025
Revised May 5, 2025
Accepted May 19, 2025

Keywords:

Sentiment Analysis, TF-IDF, Customer Review, Coffee Shop, Customer Satisfaction

ABSTRACT

In today's digital era, customer review shared across online platforms are regarded as key indicators for evaluating customer satisfaction and shaping the reputation of s business, including coffee shops. In this study, sentiment analysis was conducted on customer reviews of Gunthem Premium Coffee using the TF-IDF (Term Frequency – Inverse Documen Frequency) method. A total of 46 review entries were collected from Google Maps and GoFood and were manually labeled as either positive or negative. The analysis was carried out in several stages, including text pre-processing, manual labeling, and feature extraction using TF-IDF. Irrelevant word were removed, and important terms were identified based on their weight across the dataset. The result showed that most reviews expressed positive sentiments, with words such as "delicious", "coffee", "comfortable", and "clean" found to have the highest TF-IDF weights. A wordcloud visualization was also created to support the analytical findings. Therefore, the TF-IDF method was proven effective in identifying customer opinions and can serve as a foundation for formulating strategies to enchance service quality and customer satisfaction in the coffee shop industry.

Corresponding Author:

Fransisca Sonia Widyastuti
Teknik Informatika, Universitas Kristen Satya Wacana Salatiga.
Email: 672021165@student.uksw.edu

OPEN ACCESS

1. INTRODUCTION

Dalam era digital yang semakin berkembang, ulasan konsumen yang diunggah pada platform daring seperti Google Reviews dan media sosial dianggap memiliki peran yang sangat krusial dalam membentuk persepsi serta memengaruhi keputusan calon pelanggan terhadap suatu usaha, termasuk coffee shop [1]. Keberhasilan dan reputasi bisnis tidak hanya ditentukan oleh kualitas produk dan layanan, tetapi juga oleh bagaimana pengalaman konsumen disampaikan dan dibagikan kepada publik [2]. Oleh karena itu, pemahaman terhadap sentimen yang terkandung dalam setiap ulasan perlu dimiliki oleh pemilik usaha, khususnya di sektor coffee shop, agar kualitas layanan dapat ditingkatkan dan loyalitas pelanggan dapat dijaga [3].

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk memahami opini konsumen adalah analisis sentiment [4]. Melalui analisis ini, opini serta emosi yang terkandung dalam teks ulasan dapat diektraksi, dianalisis, dan diklasifikasikan. Untuk mendukung proses tersebut, metode TF-ID (Term Frequency-Inverse Document Frequency) sering kali digunakan sebagai teknik statistik yang berfungsi untuk menentukan bobot pentingnya suatu kata dalam sebuah dokumen dibandingkan dengan keseluruhan kumpulan dokumen [5]. Kata-kata kunci yang relevan dalam ulasan konsumen dapat diidentifikasi melalui metode ini. Ketika TF-IDF dikombinasikan dengan algoritma machine learning, model analisis sentimen yang tepat dapat dikembangkan untuk mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori positif, negatif, atau netral [6].

Pada penelitian ini, metode TF-IDF akan diterapkan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan konsumen Gunthem Premium Coffee, yaitu sebuah coffee shop yang berlokasi di Semarang (Jl. Tembalang Baru IV No.40a, Tembalang, Kec. Tembalang, Kota Semarang, Jawa Tengah 50275) serta dioperasikan sebagai foodtruck pada saat mengikuti berbagai event. Melalui pendekatan ini, pemahaman yang lebih mendalam diharapkan dapat diperoleh mengenai faktor-faktor yang memengaruhi kepuasan pelanggan serta aspek-aspek yang perlu ditingkatkan oleh Gunthem Premium Coffee.

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka dapat dirumuskan permasalahan dalam penelitian ini, yaitu bagaimana sentimen konsumen terhadap produk dan layanan yang ditawarkan oleh Gunthem Premium Coffee, apa saja kata kunci yang paling berpengaruh dalam membentuk sentiment positif maupun negatif berdasarkan hasil analisis TF-ID, serta bagaimana hasil dari analisis sentiment tersebut dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan kualitas layanan dan kepuasan pelanggan di Gunthem Premium Coffee.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Salah satu penelitian yang relevan dalam bidang analisis sentimen telah dilakukan terhadap ulasan pengguna aplikasi By.U di Google Play Store. Dalam penelitian tersebut, metode TF-IDF berguna untuk mengekstraksi fitur dari teks, sementara algoritma *Support Vector Machine* (SVM) diterapkan guna melakukan klasifikasi sentimen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi metode TF-IDF dan SVM mampu menghasilkan akurasi yang cukup baik, yaitu dengan rata-rata sebesar 84,7%. Penelitian ini mengilustrasikan bahwa metode TF-IDF dapat diterapkan secara efektif dalam menganalisis ulasan aplikasi digital untuk mengidentifikasi sentimen positif [7].

Penelitian lain juga telah dilakukan terhadap ulasan pelanggan hotel di Purwokerto yang diperoleh dari situs TripAdvisor [8]. Dalam penelitian tersebut, metode TF-IDF diterapkan untuk memberikan bobot pada setiap kata dalam teks ulasan, sedangkan algoritma Random Forest diterapkan sebagai metode klasifikasi [9]. Sentimen positif dan negative dari ulasan pelanggan berhasil diidentifikasi, sehingga hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh pihak hotel dalam meningkatkan kualitas layanan dan fasilitas yang disediakan .

Berdasarkan hasil-hasil dari penelitian terdahulu tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode TF-IDF telah terbutki efektif dalam analisis sentiment terhadap berbagai jenis ulasan, baik dalam sektor telekomunikasi, perhotelan, *e-commerce*, maupun sektor lainnya. Metode ini mampu mengindentifikasi kata-kata kunci yang relevan dan memberikan wawasan berharga mengenai persepsi konsumen. Temuan-temuan dari penelitian tersebut memberikan dasar yang kuat untuk penerapan metode serupa dalam analisis sentiment terhadap ulasan konsumen pada *coffee shop* atau kedai kopi, yang diharapkan

dapat memberikan masukan bernilai bagi pemilik usaha dalam upaya meningkatkan kualitas layanan dan produk mereka.

2.2 Landasan Teori

a. TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*)

TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) merupakan salah satu metode pembobotan kata dari proses ekstrasi kata dengan gagasan menerapkan kata-kata umum dalam pencarian informasi. Metode ini mengkombinasikan *term frequency* (frekuensi kemunculan kata) dan *inverse document frequency* (frekuensi dokumen invers). *Term frequency* menunjukkan jumlah kemunculan suatu kata dalam dokumen, di mana semakin sering kata muncul, maka semakin besar bobotnya. Sementara itu, *inverse document frequency* mengukur tingkat kepentingan suatu kata dalam dokumen [10].

Term Frequency (TF) menyatakan jumlah kemunculan suatu kata dalam dokumen, di mana nilai $f_{t,d}$ merupakan frekuensi *(f)* dari kata *(t)* dalam dokumen *(d)*. Sebagai contoh, jika suatu kata muncul dalam dokumen sebanyak 5 kali, maka bobotnya dihitung sebagai 1 + *log*(5) = 1.699. Namun, jika kata tersebut tidak muncul dalam dokumen, maka bobotnya bernilai nol (0) [10]. Rumus logaritmik TF dapat dilihat pada persamaan (1).

$$\begin{cases} 1 + \log_{10} \mathrm{tf}_{\{t,d\}} & if \quad tf_{t,d} > 0 \\ 0 & if \quad tf_{t,d} = 0 \end{cases} \tag{1}$$

Selanjutnya adalah IDF (*Inverse Document Frequency*), yaitu perhitungan yang menunjukkan seberapa luas suatu kata tersebar dalam kolesi dokumen yang dianalisis. Tidak seperti TF, di mana nilai kata akan semakin besar jika kemunculannya semakin sering, sedangkan dalam IDF, nilai kata akan semakin besar apabila kemunculannya dalam dokumen semakin jarang [10]. Untuk menghitung nilai IDF, digunakan rumus yang disajikan dalam persamaan (2).

$$IDF_t = \log_{10} \frac{N}{dft} \tag{2}$$

artinya :

df_t = Jumlah dokumen yang mengandung kata tersebut (*document frequency*)

N = Jumlah total dokumen

Nilai suatu kata akan besar jika kata tersebut sering muncul (nilai TF tinggi) tetapi hanya terdapat dalam beberapa dokumen (nilai IDF besar atau IDF kecil). Oleh karena itu, rumus pembobotan kata atau *term Weighting* (*W*) dalam TF-IDF merupakan kombinasi dari persamaan TF dan IDF dengan mengalikan nilai TF dengan nilai IDF yang dapat dilihat pada persamaan (3).

$$W_{t,d} = Wtf_{t,d} \cdot idf_t \tag{3}$$

artinya :

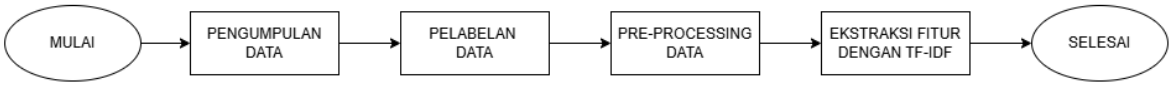
$tf_{\{t,d\}}$ = Jumlah kemunculan kata dalam dokumen

idf = Jumlah dokumen yang mengandung kata tersebut

1. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Alur Metode Penelitian

Alur metode penelitian ini disusun guna melakukan analisis sentimen terhadap Gunthem Premium Coffee dengan menerapkan metode TF-IDF dan melalui beberapa tahapan. Tahapan-tahapan tersebut mencakup pengumpulan data, pelabelan data, pra-pemrosesan data, dan ektraksi fitur menggunakan TF-IDF. Rancangan alur metode penelitian yang telah dibuat dapat dilihat pada gambar 1 berikut:



Gambar 1. Alur Metode

3.2 Pengumpulan Data

Data yang terkumpul berupa komentar dan ulasan dari konsumen Gunthem Premium Coffee yang diperoleh melalui platform Google Maps dan GoFood. Pengumpulan data dilakukan dengan metode *scraping* pada platform yang menyediakan akses API, serta dilakukan secara manual pada platform yang tidak mendukung pengambilan data secara otomatis. Data yang dikumpulkan mencakup periode 2016 hingga Januari 2025, dengan total 46 entri dalam dataset. Seluruh data yang terkumpul disimpan dalam format .txt agar keteraturan dan struktur data tetap terjaga. Keberagaman data dijaga dengan disertakannya berbagai ulasan, baik positif maupun negatif.

3.3 Pelabelan Data

Proses pelabelan data dilakukan melalui klasifikasi sentimen ke dalam dua kategori utama, yaitu positif dan negatif. Pelabelan dilakukan melalui cara manual dengan membaca setiap ulasan yang telah dikumpulkan [11]. Ulasan yang mencerminkan kepuasan terhadap pelayanan atau fasilitas diberi label sebagai sentimen positif, sedangkan ulasan yang memuat kritik atau menunjukkan ketidakpuasan diklasifikasikan sebagai sentimen negatif. Berikut contoh proses pelabelan yang akan ditampilkan pada Tabel 1:

Table 1. Pelabelan Dataset

Ulasan	Label
Kopinya mantabb. Tempatnya nyaman bersih. Cocok banget yang hobi kopi bisa coba kopinya	Positif
Cup nya imut, rasa kopi cenderung asam	Negatif
minta es 1 butir diksi es sebanyak2nya pdhl mw di bw di mobil ngembun semua	Negatif
kopinya enak, manisnya juga pas. kemasannya juga aman nda tumpah tumpah kayak yang lain	Positif
Kopi lokal nya nikmat, cemilannya oke, harga ramah kantong pelajar / mahasiswa, full wifi cocok buat nugas atau ngerjain kerjaan kantor, bisa indoor / outdoor	Positif
Poin plus buat pelayanannya yang ramah. minumannya juga enak, biji kopinya dari produk olahan sendiri. Rekomen sih buat nyantai.	Positif

3.4 Pra-pemrosesan Teks (*Pre-processing Text*)

Pada tahap pra-pemrosesan teks, data mentah diubah menjadi format .txt yang disesuaikan dengan kebutuhan analisis. Atribut yang kurang signifikan akan dihapus guna memaksimalkan efisiensi. Berikut merupakan prosedur utama dalam pra-pemrosesan text :

a) *Case Folding*
Tahapan *case folding* dilakukan dengan menggunakan pustaka NLTK untuk menyeragamkan data, di mana semua huruf besar diubah menjadi huruf kecil. Misalnya, kata "ENAK" akan diubah menjadi "enak".

b) *Data Cleaning*
Tahapan *data cleaning* dilakukan untuk penghapusan data yang tidak relevan, seperti tanda baca, emotikon, dan angka. Karakter yang tidak diperlukan dihilangkan dengan menggunakan pustaka *regular expression (n).*

c) *Tokenization*
Pada tahapan *tokenization*, kalimat dipecah menjadi kata-kata individua atau token. Seluruh simbol, tanda seru dan titik koma, dihilangkan melalui penggunaan modul *nltk.word_tokenize*..

d) *Normalization*
Pada tahapan *normalization*, kata-kata yang tidak baku diubah menjadi bentuk standar. Prosedur ini ditujukan untuk menyeragamkan variasi penulisan sehingga teks dapat lebih mudah diproses oleh algoritma. Daftar kata yang telah disiapkan secara manual digunakan dalam tahapan ini.

e) *Filtering*
Penghapusan *stopword* yang tidak relevan dilakuakn pada tahapan *filtering* dengan menerapkan pustaka NLTK, corpus, atau dapat menggunakan daftar *stopword* yang dibuat secara manual sesuai kebutuhan proyek. Pada proses ini kata-kata yang tidak signifikan dihilangkan pada proses ini agar optimalisasi proses analisis dapat ditingkatkan.

f) *Steaming*
Pada tahapan *steaming*, dilakukan normalisasi terhadap kata-kata ke bentuk dasar dengan menggunakan pustaka Sastrawi untuk memastikan konisten dalam teks.

3.5 Ekstraksi Fitur Dengan TF-IDF

Tahap ekstraksi fitur merupakan proses penting yang bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi informasi yang berguna (format) yang dapat dipahami dan digunakan oleh algoritma *machine learnin* [12]. Pada penelitian ini, proses ekstraksi fitur difokuskan untuk mengindentifikasi emosi terhadap layanan Gunthem Premium Coffee. Pada proses ini menggunakan penerapan algoritma TF-IDF, di mana teks diekstraksi menggunakan rumus pembobotan kata. Berikut merupakan rumus yang digunakan :

1. Menghitung TF

$$\begin{cases} 1 + \log_{10} \text{tf}_{\{t,d\}} & if \quad tf_{t,d} > 0 \\ 0 & if \quad tf_{t,d} = 0 \end{cases}$$

2. Menghitung IDF

$$IDF_t = \log_{10} \frac{N}{dft}$$

3. Menghitung TF-IDF

$$W_{t,d} = Wtf_{t,d} \cdot idf_t .$$

2. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, 46 ulasan konsumen terhadap Gunthem Premium Coffee dikumpulkan dari Google Maps dan GoFood untuk dijadikan dataset yang akan dianalisis. Label sentiment positif dan negatif diberikan secara manual pada data yang telah terkumpul.. Alur pra-pemrosesan teks meliputi *case folding, data cleaning, tokenization, normalization, filtering,* dan *steaming*. Data yang telah diperoleh kemudian diekstraksi fiturnya menggunakan metode TF-IDF. Hasil perubahan data sebelum dan sesudah pemrosesan akan ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pra-pemrosesan

Ulasan	Pra-Pemrosesan	Hasil
Tempatnya cocok buat ngechill ada tempat duduk untuk dua orang dan dua orang lebih. Makanannya cocok untuk mengganjal perut suasananya tidak berisik. Pemandangannya Bisa melihat apartemen. Kopinya banyak varian dan enak, non kopi juga ada	*Case Folding*	tempatnya cocok buat ngechill ada tempat duduk untuk dua orang dan dua orang lebih. makanannya cocok untuk mengganjal perut suasananya tidak berisik. pemandangannya bisa melihat apartemen. kopinya banyak varian dan enak, non kopi juga ada
	Data Cleaning	tempatnya cocok buat ngechill ada tempat duduk untuk dua orang dan dua orang lebih makanannya cocok untuk mengganjal perut suasananya tidak berisik pemandangannya bisa melihat apartemen kopinya banyak varian dan enak non kopi juga ada
	Tokenization	'tempatnya', 'cocok', 'buat', 'ngechill', 'ada', 'tempat', 'duduk', 'untuk', 'dua', 'orang', 'dan', 'dua', 'orang', 'lebih', 'makanannya', 'cocok', 'untuk', 'mengganjal', 'perut', 'suasananya', 'tidak', 'berisik', 'pemandangannya', 'bisa', 'melihat', 'apartemen', 'kopinya', 'banyak', 'varian', 'dan', 'enak', 'non', 'kopi', 'juga', 'ada'
	Normalization	'tempat', 'cocok', 'untuk', 'santai', 'ada', 'tempat', 'duduk', 'untuk', 'dua', 'orang', 'dan', 'dua', 'orang', 'lebih', 'makanan', 'cocok', 'untuk', 'mengganjal', 'perut', 'suasana', 'tidak', 'berisik', 'pemandangan', 'bisa', 'melihat', 'apartemen', 'kopi', 'banyak', 'varian', 'dan', 'enak', 'non', 'kopi', 'juga', 'ada'
	Filtering	'tempat', 'cocok', 'santai', 'tempat', 'duduk', 'dua', 'orang', 'dua', 'orang', 'lebih', 'makanan', 'cocok', 'mengganjal', 'perut', 'suasana', 'berisik', 'pemandangan', 'bisa', 'melihat', 'apartemen', 'kopi', 'banyak', 'varian', 'enak', 'non', 'kopi'
	Steaming	'tempat', 'cocok', 'santai', 'tempat', 'duduk', 'dua', 'orang', 'dua', 'orang', 'lebih', 'makan', 'cocok', 'ganjal', 'perut', 'suasana', 'risik', 'pemandang', 'bisa', 'lihat', 'apartemen', 'kopi', 'banyak', 'varian', 'enak', 'non', 'kopi'

Data teks yang telah diproses diubah menjadi format numerik melalui proses ektraksi fitur agar dapat digunakan oleh algoritma *machine learning*. Dalam penelitian ini, bobot diberikan pada setiap kata dalam dokumen menggunakan metode TF-IDF, berdasarkan frekuensi kemunculannya serta seberapa jarang kata tersebut muncul dalam seluruh dokumen. Berikut merupakan hasil dari proses ektraksi fitur

p-ISSN : 2087-0868
e-ISSN : 2598-9707

menggunakan TF-IDF yang akan ditampilkan pada tabel 3 dan *wordcloud* yang juga akan diperlihatkan pada Gambar 3 :

Tabel 3. Hasil TF-IDF

Ulasan	TF-IDF
enak	0.073
banget	0.066
kopinya	0.063
nyaman	0.048
bersih	0.047

Pada tabel 3, ditampilkan hasil dari proses ekstraksi fitur yang telah dilakukan penerapan metode TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency). Dalam metode ini, bobot diberikan pada setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam suatu dokumen serta seberapa jarang kata tersebut muncul di seluruh dokumen. Beberapa kata dengan nilai TF-IDF tertinggi telah diidentifikasi, seperti "enak", "banqet", "kopinya", "nyaman", dan “bersih”. Kata-kata tersebut dianggap penting karena kemunculannya yang signifikan namun tidak terlalu umum, sehingga memiliki nilai informasi yang tinggi. Sebagai contoh, nilai TF-IDF untuk kata “enak” adalah 0.073. Nilai ini diperoleh dari hasil perkalian antara TF dan IDF. Rincian perhitungan TF-IDF dari kata “enak” diuraikan sebagai berikut :

1. Menghitung IDF :

$$IDF\left("enak"\right) = \log\left(\frac{46}{13}\right) = 1,264$$

2. Proses TF-IDF

Tabel 4. Proses TF-IDF

Ulasan	Jumlah Kata	Jumlah “enak”	TF	IDF	TF-IDF
ulasan_1.txt	30	1	0,0333	1,264	0,0421
ulasan_4.txt	29	1	0,0345	1,264	0,0436
ulasan_13.txt	16	1	0,0625	1,264	0,0790
ulasan_24.txt	2	1	0,5	1,264	0,6318
ulasan_26.txt	2	1	0,5	1,264	0,6318
ulasan_29.txt	5	1	0,2	1,264	0,2527
ulasan_32.txt	5	1	0,2	1,264	0,2527
ulasan_33.txt	3	1	0,3333	1,264	0,4212
ulasan_35.txt	8	1	0,1250	1,264	0,1580
ulasan_39.txt	6	1	0,1667	1,264	0,2106

ulasan_41.txt	10	1	0,1	1,264	0,1264
ulasan_44.txt	3	1	0,3333	1,264	0,4212
ulasan_46.txt	22	1	0,0455	1,264	0,0574
Total					3,329

3. Rata-rata TF-IDF :

$$\frac{3,329}{46} = 0,073$$

Untuk mendukung hasil analisis sentiment, visualisasi dalam bentuk *wordcloud* telah dibuat sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3 berikut :



Gambar 3. *Wordcloud*

Wordcloud tersebut dibuat berdasarkan ulasan konsumen Gunthem Premium Coffee. Kata-kata yang paling sering disebutkan akan ditampilkan dengan ukuran huruf yang lebih besar. Kata seperti “kopinya”, “tempatnya”, “enak”, dan “nyaman” ditetapkan sebagai hal yang paling disukai, karena paling sering disebutkan oleh konsumen. Kesan positif juga ditunjukkan melalui kemunculan kata-kata seperti “bersih”, “ramah”, “murah”, dan “tenang”. Selain itu, fasilitas seperti Wi-Fi dan area yang luas turut diperhatikan oleh konsumen. Secara umum, Gunthem Premium Coffee dinilai secara positif, baik dari segi rasa kopi, suasana tempat, maupun kesesuaian harga yang ditawarkan.

3. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa analisis sentimen terhadap Gunthem Premium Coffee secara umum ditunjukkan dalam bentuk ulasan yang bersifat positif. Kepuasan terhadap rasa kopi, kenyamanan tempat, keramahan pelayanan, dan keterjangkauan harga telah banyak disebutkan dalam ulasan yang dianalisis. Melalui penerapan metode TF-IDF, kata-kata kunci seperti “enak”, “kopinya”, “nyaman”, “bersih”, dan “ramah” berhasil diindentifikasi sebagai istilah yang paling berpengaruh dalam pembentukan sentimen positif. Sementara itu, beberapa ulasan negatif juga ditemukan, meskipun jumlahnya lebih sedikit, dan umumnya berkaitan dengan ketidaksesuaian ekspektasi konsumen. Hasil dari analisis ini dapat dijadikan sebagai bahan evaluasi yang bermanfaat bagi pihak Gunthem Premium Coffee, agar keunggulan layanan yang telah diapresiasi dapat dipertahankan, dan kekurangan yang ditemukan segera diperbaiki. Dengan demikian, metode TF-IDF telah terbukti efektif dalam menggambarkan persepsi konsumen serta memberikan masukan strategis yang dapat dimanfaatkan dalam peningkatan kualitas layanan dan kepuasan pelanggan.

4. DAFTAR PUSTAKA

[1] Mita Istinawati and R.A. Nurlinda, "Pengaruh Online Customer Review, Kualitas Produk Dan Kualitas Pelayanan Terhadap Keputusan Pembelian," *Maeswara J. Ris. Ilmu Manaj. dan Kewirausahaan*, vol. 2, no. 2, pp. 131–153, 2024, doi: 10.61132/maeswara.v2i2.750.

[2] Sholekhatun Nisa, Lia Amalia, Nina Nurhasanah, and Elistia Elistia, "Pengaruh Pengalaman Konsumen dan Reputasi Perusahaan Terhadap Kepuasan Konsumen dan Loyalitas Konsumen," *CEMERLANG J. Manaj. dan Ekon. Bisnis*, vol. 4, no. 3, pp. 296–310, 2024, doi: 10.55606/cemerlang.v4i3.3102.

[3] M. A. Sahagun, J. Flores, and J. Jocson, "Utilizing Google Map Reviews and Sentiment Analysis: Knowing Customer Experience in Coffee Shops," *QUEST J. Multidiscip. Res. Dev.*, vol. 1, no. 2, pp. 11–16, 2022, doi: 10.60008/thequest.v1i2.29.

[4] V. R. Prasetyo *et al.*, "Analisis Sentimen Dan Kategorisasi Review Pelanggan Pada Cafe Kopi Paste Dengan Metode Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor Sentiment Analysis and Categorization of Customer Reviews on Kopi Paste Cafe Using Naive Bayes and K-Nearest Neighbor Methods," *J. Ilm. NERO*, vol. 8, no. 1, p. 2023, 2023.

[5] M. H. Mahendra, D. T. Murdiansyah, and K. M. Lhaksmana, "Analisis Sentimen Tweet COVID-19 menggunakan K-Nearest Neighbors dengan TF-IDF dan Ekstraksi Fitur CountVectorizer," *DIKE J. Ilmu Multidisiplin*, vol. 1, no. 2, pp. 37–43, 2023, doi: 10.69688/dike.v1i2.35.

[6] G. Popoola, K. K. Abdullah, G. S. Fuhnwi, and J. Agbaje, "Sentiment Analysis of Financial News Data using TF-IDF and Machine Learning Algorithms," *2024 IEEE 3rd Int. Conf. AI Cybersecurity, ICAIC 2024*, no. February, 2024, doi: 10.1109/ICAIC60265.2024.10433843.

[7] S. Fransiska, R. Rianto, and A. I. Gufroni, "Sentiment Analysis Provider By.U on Google Play Store Reviews with TF-IDF and Support Vector Machine (SVM) Method," *Sci. J. Informatics*, vol. 7, no. 2, pp. 203–212, 2020, [Online]. Available: https://journal.unnes.ac.id/nju/sji/article/view/25596

[8] B. Bayu Baskoro *et al.*, "Analisis Sentimen Pelanggan Hotel di Purwokerto Menggunakan Metode Random Forest dan TF-IDF (Studi Kasus: Ulasan Pelanggan Pada Situs TRIPADVISOR)," *J. Informatics Inf. Syst. Softw. Eng. Appl. (INISTA),* , vol. Volume 3 N, no. 2, pp. 21–029, 2021, doi: 10.20895/INISTA.V3.

[9] R. R. S. Putri Kumala Sari, "KOMPARASI ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE DAN RANDOM," vol. 7, no. 1, pp. 31–39, 2024.

[10] I. Hunt, "In-sample tests of predictability are superior to pseudo-out-of-sample tests, even when data mining," *Int. J. Forecast.*, vol. 38, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.05.006.

[11] N. Karimah and A. Baita, "Multi-Aspect Sentiment Analysis Pada Review Film Menggunakan Metode Bidirectional Encoder Representations From Transformers (BERT) Multi-Aspect Sentiment Analysis of Film Review Using Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)," *J. Sist. Komput.*, vol. 13, no. 1, p. 2020, 2024, doi: 10.34010/komputika.v13i1.11098.

[12] A. Suci, R. T. Batubara, and W. Maharani, "Kecendrungan Sentimen dengan Pendekatan Support Vector Machine pada Komunitas yang Berpengaruh di Twitter," *e-Proceeding Eng.*, vol. 7, no. 3, pp. 9822–9834, 2020.