

ANALISIS SENTIMEN PASIEN TERHADAP LAYANAN ANTARMEDIKA DENTALCARE MENGGUNAKAN METODE XGBOOST

Iko Raga Ahana Vidiantara^{*1}, Rosita Yanuarti², Bagus Setya Rintyarna³

^{1,2,3}Universitas Muhammadiyah Jember, Jember

Email: ¹ikoraga@gmail.com, ²rosita.yanuarti@unmuhjember.ac.id, ³bagus.setya@unmuhjember.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 27 Maret 2025, diterima untuk diterbitkan: 09 Desember 2025)

Abstrak

Pelayanan kesehatan yang berkualitas menjadi faktor utama dalam kepuasan pasien, sebagaimana diatur dalam Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor 4 Tahun 2019 tentang Standar Pelayanan Minimal (SPM). Dalam upaya meningkatkan kualitas layanan, Praktek Mandiri Bersama Antarmedika Dencare menerapkan analisis sentimen berbasis data terhadap ulasan pasien yang diperoleh dari Google Maps, media sosial, dan Survei Kepuasan Pasien (SKP). Penelitian ini menggunakan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) dengan pendekatan pembobotan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) untuk mengklasifikasikan 500 ulasan pasien ke dalam dua kategori sentimen, yaitu positif dan negatif. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 96%, presisi 96%, dan recall 98%. Dibandingkan dengan studi terdahulu, kontribusi utama dari penelitian ini terletak pada pengembangan sistem klasifikasi otomatis berbasis web yang dapat diintegrasikan langsung ke dalam proses evaluasi layanan. Sistem ini memungkinkan manajemen klinik untuk melakukan analisis sentimen dalam mengambil keputusan berbasis data dalam rangka meningkatkan kepuasan serta kualitas layanan kesehatan gigi secara berkelanjutan.

Kata kunci: Analisis Sentimen, XGBoost, TF-IDF, Kepuasan Pasien, Klasifikasi Sentimen

SENTIMENT ANALYSIS OF PATIENTS TOWARD ANTARMEDIKA DENTALCARE SERVICES USING XGBOOST METHOD

Abstract

Quality healthcare services are a key factor in ensuring patient satisfaction, as stipulated in the Indonesian Ministry of Health Regulation No. 4 of 2019 concerning Minimum Service Standards (SPM). In an effort to improve service quality, Praktek Mandiri Bersama Antarmedika Dencare applies data-driven sentiment analysis to patient reviews obtained from Google Maps, social media, and Patient Satisfaction Surveys (SKP). This study employs the Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algorithm with Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) word weighting to classify 500 patient reviews into positive and negative sentiment categories. The model achieved an accuracy of 96%, with a precision of 0.96 and a recall of 0.98. Compared to previous studies, the main contribution of this research lies in the development of an automated web-based sentiment classification system that can be directly integrated into the clinic's service evaluation processes. This system enables the clinic management to perform real-time sentiment analysis and make data-driven decisions aimed at continuously improving customer satisfaction and the quality of dental healthcare services.

Keywords: Sentiment Analysis, XGBoost, TF-IDF, Patient Satisfaction, Sentiment Classification

1. PENDAHULUAN

Kualitas layanan kesehatan merupakan faktor penting dalam meningkatkan kepuasan pasien dan membangun kepercayaan terhadap fasilitas kesehatan (Tampanguma dkk., 2022). Standar Pelayanan Minimal (SPM) di bidang kesehatan, sebagaimana diatur dalam Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor 4 Tahun 2019, menjadi acuan dalam penyelenggaraan layanan kesehatan yang optimal. Praktek Mandiri Bersama Antarmedika

Dencare berkomitmen untuk memberikan layanan kesehatan gigi yang berkualitas di Kabupaten Jember. Namun, dengan semakin banyaknya klinik gigi di wilayah tersebut, persaingan dalam menarik minat masyarakat menjadi tantangan tersendiri.

Masyarakat kini semakin aktif dalam memberikan ulasan dan penilaian terhadap layanan kesehatan yang mereka terima melalui berbagai platform digital, seperti Google Maps Review, media sosial, dan Survei Kepuasan Pasien (SKP). Ulasan ini mencerminkan pengalaman serta ekspektasi pasien

terhadap pelayanan yang diberikan. Oleh karena itu, analisis sentimen menjadi pendekatan yang relevan untuk memahami opini pasien guna meningkatkan kualitas layanan.

Analisis sentimen merupakan bagian dari teknik Natural Language Processing (NLP) yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan opini dalam suatu teks sebagai sentimen positif atau negatif (Iryana dkk., 2021). Dalam konteks klasifikasi teks, metode Extreme Gradient Boosting (XGBoost) dikenal memiliki efisiensi dan akurasi tinggi, terutama untuk data berukuran besar dengan banyak fitur (Safitri dkk., 2024). Hal ini sejalan dengan penelitian oleh Yang dan Guan (2022), yang menunjukkan bahwa XGBoost unggul dalam memprediksi penyakit jantung dengan akurasi mencapai 93,44%, F1-score 94,86%, serta AUC sebesar 92,24% setelah dilakukan seleksi fitur berbasis information gain dan penyeimbangan data menggunakan algoritma SMOTE-ENN. Oleh karena itu, XGBoost digunakan dalam penelitian ini sebagai baseline untuk menganalisis sentimen pasien terhadap layanan Antarmedika Dentalcare.

Namun, seiring perkembangan NLP modern, berbagai studi telah membuktikan bahwa model berbasis transformer seperti BERT, RoBERTa, dan XLNet memberikan hasil terbaik (*state-of-the-art*) dalam berbagai tugas klasifikasi sentimen, khususnya dalam konteks bahasa Indonesia. Model seperti IndoBERT, yang dikembangkan untuk memahami konteks linguistik lokal, menunjukkan performa unggul dalam beberapa studi, seperti yang dilakukan oleh Imaduddin dkk. (2023), dengan akurasi mencapai 96% dan F1-score 95% dalam menganalisis ulasan layanan kesehatan.

Kontribusi utama dari penelitian ini terletak pada penerapan pendekatan XGBoost dalam domain layanan kesehatan gigi—sebuah ranah yang masih minim eksplorasi dalam literatur terkait analisis sentimen layanan kesehatan. Tidak hanya mengklasifikasikan sentimen, penelitian ini juga mengembangkan sistem klasifikasi otomatis berbasis web yang terintegrasi langsung dengan proses evaluasi manajemen klinik.

Sistem web ini dirancang menggunakan arsitektur *client-server*. Model XGBoost dijalankan di server untuk memproses input teks. Dashboard menyediakan visualisasi sentimen secara dinamis, termasuk grafik distribusi sentimen dari platform Google Maps, media sosial, dan SKP. Dengan demikian, pengelola klinik dapat memantau opini pasien secara komprehensif dan melakukan evaluasi layanan berdasarkan data aktual.

Berbeda dari penelitian sebelumnya yang sebagian besar masih bersifat konseptual atau terbatas pada aplikasi umum, penelitian ini menawarkan pendekatan implementatif dengan integrasi langsung ke proses bisnis layanan klinik. Hal ini membuka ruang lebih luas bagi integrasi *machine learning* ke

dalam praktik evaluasi layanan kesehatan berbasis data.

Dengan adanya sistem ini, diharapkan Praktek Mandiri Bersama Antarmedika Dentalcare dapat memperoleh pemahaman yang lebih menyeluruh mengenai kepuasan pasien serta mampu merumuskan strategi peningkatan layanan yang berkelanjutan dan berbasis data konkret.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan metode untuk mengekstrak informasi dari opini, pernyataan, sikap, serta emosi seseorang terhadap suatu topik, layanan, produk, atau isu tertentu. Teknik ini menjadi sangat penting dengan pesatnya perkembangan opini publik yang tersebar di media sosial serta berbagai ulasan layanan dan produk. Seiring dengan pesatnya pertumbuhan era digital, masyarakat modern semakin bergantung pada teknologi, khususnya media sosial. Hal ini memungkinkan individu untuk menyampaikan pendapat dan pengalaman mereka melalui berbagai platform digital. Oleh karena itu, analisis sentimen menjadi sangat relevan dalam memahami pola opini publik berdasarkan data yang diperoleh dari media sosial maupun ulasan daring (Maulana dkk., 2023).

2.2 Text Preprocessing

Pra-pemrosesan teks merupakan tahap awal dalam text mining yang bertujuan untuk mempersiapkan data agar dapat diolah lebih lanjut secara optimal (Sari Prabandari & Suhardianto, 2024). Proses pra-pemrosesan bertujuan untuk mengonversi data mentah menjadi dataset yang siap digunakan, sekaligus menyaring data yang relevan untuk diproses dalam dokumen (Prasetyo dkk., 2023).

2.3 TF-IDF

Metode populer yang digunakan untuk menentukan bobot setiap kata dalam sebuah dokumen. Teknik ini mengukur hubungan suatu kata terhadap dokumen dengan memberikan bobot yang mencerminkan tingkat kepentingannya. Setiap kata kemudian dipetakan ke dalam ruang vektor, membentuk representasi vektor berdimensi. (Prayitno dkk., 2021). Rumus TF-IDF adalah sebagai berikut:

TF (Term Frequency) mengukur frekuensi kemunculan suatu kata dalam dokumen dan dihitung menggunakan persamaan 2.1.

$$tf(i) = \frac{freq_i(d_j)}{\sum_{i=1}^k freq_i(d_j)} \quad (1)$$

Menghitung IDF dalam persamaan 2

$$idf_i = \log \frac{|D|}{\{d: t_i \in d\}} \quad (2)$$

Menghitung rumus TF-IDF dalam persamaan 3

$$(tf - idf)_{ij} = tf_i(d_i) \cdot idf_i \quad (3)$$

2.4 Extream Gradient Booting (XGBoost)

XGBoost merupakan algoritma berbasis pohon yang termasuk dalam kelompok algoritma yang sama dengan *decision tree* dan *random forest*. Dengan menerapkan prinsip *ensemble*, XGBoost mengubah kumpulan model pembelajaran lemah (pohon keputusan) menjadi model yang lebih kuat, sehingga mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat (Widiarta dkk., 2023). Metode ini menggunakan pendekatan boosting, yaitu dengan menambahkan model baru secara bertahap untuk memperbaiki kesalahan dari model sebelumnya. Proses ini berlanjut hingga tidak ada lagi peningkatan yang signifikan dalam performa model. XGBoost menerapkan teknik *tree ensemble models*, yaitu kombinasi beberapa pohon keputusan untuk meningkatkan akurasi prediksi. Strategi ini memungkinkan model menggabungkan hasil prediksi dari beberapa pohon keputusan menjadi satu, sehingga meningkatkan performa keseluruhan (Iskandar dkk., 2022).

$$h_0(x) = \text{mean}(Y) \quad (4)$$

$$\hat{Y} = Y - h_0(x) \quad (5)$$

Persamaan 4 dan 5 berfungsi untuk menentukan prediksi awal serta menghitung kesalahan residual dari model awal. Model pertama dikonstruksi berdasarkan Persamaan 4, sedangkan model berikutnya dibangun menggunakan Persamaan 5. Dalam hal ini, Y merepresentasikan kesalahan residual dari model awal, sementara $h_0(x)$ menunjukkan prediksi awal yang dihasilkan oleh model pertama. Selanjutnya, model kedua dikembangkan dengan memanfaatkan kesalahan residual dari model pertama untuk memperoleh prediksi yang lebih akurat. Proses ini terus berlanjut, di mana setiap model baru dibangun dengan memperhitungkan kesalahan residual dari model sebelumnya. Dengan jumlah n estimator yang telah ditentukan, proses ini akan berulang hingga seluruh model dalam *ensemble* terbentuk secara optimal.

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^n l \left(y_i, \widehat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i) \right) + \Omega(f_t) \quad (6)$$

XGBoost membangun serangkaian *decision tree*, di mana setiap pohon dalam model bergantung pada pohon sebelumnya. Pada tahap awal, prediksi yang dihasilkan oleh model pertama masih lemah. Namun, seiring bertambahnya jumlah model, bobot akan diperbarui untuk meningkatkan akurasi prediksi. Untuk meminimalkan fungsi objektif, nilai proyeksi dari setiap model dijumlahkan dan digunakan dalam Persamaan 6 (Kurniawanda & Tobing, 2022). Dalam konteks ini, n merepresentasikan jumlah model yang digunakan, sedangkan l adalah fungsi yang mengukur selisih antara nilai target y_i dan hasil prediksi (\hat{y}_i).

Model baru yang dihasilkan dinyatakan sebagai $(f_t(x_i))$, sementara Ω berfungsi sebagai mekanisme regulasi untuk mencegah overfitting. Persamaan 6 digunakan untuk menentukan nilai keseluruhan dalam model.

2.5 Confusion Matrix

Teknik ini digunakan untuk menilai kinerja metode klasifikasi dalam memprediksi kelas data dengan membandingkan hasil prediksi terhadap kelas aslinya. Evaluasi ini mempertimbangkan metrik seperti akurasi, presisi, dan *recall* untuk mengukur sejauh mana model dapat mengklasifikasikan data dengan benar (Habibi dkk., 2023). Rumus akurasi dapat di lihat pada persamaa 7

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (7)$$

Rumus *precision* pada persaa 8

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (8)$$

Rumus *recall* pada persamaan 9

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (9)$$

Keterangan :

1. *True Positive* (TP): Jumlah data dengan sentimen positif yang diprediksi dengan benar sebagai positif.
2. *True Negative* (TN): Jumlah data dengan sentimen negatif yang diprediksi dengan benar sebagai negatif.
3. *False Positive* (FP): Jumlah data dengan sentimen negatif yang keliru diprediksi sebagai positif
4. *False Negative* (FN): Jumlah data dengan sentimen positif yang keliru diprediksi sebagai negatif

3. METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian ini menjelaskan Langkah-langkah yang dirangkum dalam gambar 2.1

3.1 Pengumpulan Data

Dataset diklasifikasikan secara manual melalui proses bertahap dengan mengumpulkan data dari berbagai sumber, seperti ulasan di *Google Maps*, konten di TikTok dan Instagram, serta hasil survei kepuasan pasien (SKP). Proses ini dilakukan untuk memastikan data yang digunakan dalam analisis memiliki kualitas yang baik dan representatif terhadap opini pengguna dari berbagai platform.

3.2 Pelabelan

Penulis memberikan label pada data dari pengunjung Antarmedika Dentalcare dengan atribut berupa ulasan yang mereka berikan serta sentimen

yang terkandung di dalamnya. Setiap ulasan dianalisis, dipisahkan, dan dikategorikan ke dalam dua label, yaitu positif dan negatif, guna mendukung proses klasifikasi sentimen.

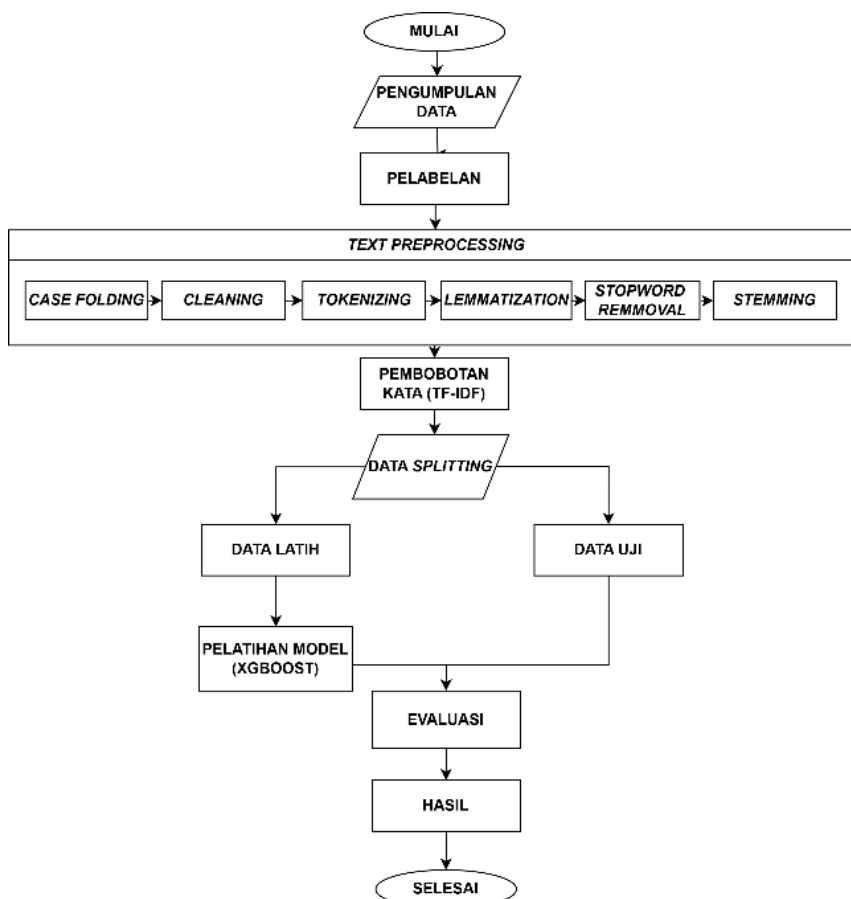
3.3 Pra-pemrosesan text

Beberapa tahapan pra-pemrosesan yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi:

1. *Case Folding*: Tahapan ini bertujuan untuk menyamakan huruf pada teks dengan mengubah semua karakter menjadi huruf kecil (lowercase). Proses ini dilakukan untuk menghilangkan perbedaan antara huruf besar dan huruf kecil sehingga kata-kata yang memiliki makna sama tidak dianggap berbeda dalam analisis.
2. *Cleaning*: Tahapan ini meliputi penghapusan data tidak relevan serta perbaikan format data (Putri, 2024), termasuk tanda baca, username, URL,

mention, hashtag, retweet, simbol, dan angka seperti (,,"~&?!><#%{}([0-9]+;:;")[1122].

3. *Tokenizing*: Tahapan ini merupakan proses membagi teks menjadi bagian-bagian kecil atau disebut *token*, yang umumnya berupa kata-kata terpisah (Iskandar dkk., 2022).
4. *Lemmatization*: Tahapan ini mengubah kata dalam teks menjadi bentuk dasar atau lemma-nya agar lebih konsisten dalam analisis.
5. *Stopword Removal*: Tahapan ini menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki makna signifikan dalam analisis, seperti "dan", "di" atau "yang", dll.
6. *Stemming*: Tahapan ini mengubah kata ke bentuk dasarnya dengan menghapus imbuhan, sehingga kata seperti "makanan" menjadi "makan" untuk menyederhanakan analisis teks (Ulgasesa dkk., 2022).



Gambar 1 Metode Penelitian

3.4 TF-IDF

Proses pembobotan kata dengan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dilakukan pada suatu dokumen dengan menghitung tingkat kemunculan kata. Metode ini memberikan bobot yang lebih rendah pada kata-kata yang sering muncul dalam dokumen, sehingga lebih menekankan

kata-kata yang jarang ditemukan namun memiliki nilai informasi yang lebih tinggi (Zhafira dkk., 2021).

3.5 Splitting Data

Pada tahap pembagian data, dataset dibagi menjadi dua bagian dengan perbandingan 80:20, di mana 80% data digunakan untuk pelatihan (training)

dan 20% sisanya digunakan untuk pengujian (testing). Pemisahan data ini di pilih karena mengikuti penelitian (Kurniawanda & Tobing, 2022), (Hendrawan, 2022) dan (Safitri dkk., 2024).

3.6 Klasifikasi Sentimen XGBoost

Tahap ini bertujuan untuk menentukan kelas dengan menerapkan proses data mining guna mengklasifikasikan data ke dalam kelas positif atau negatif, sekaligus melakukan pengujian terhadap data latih.

3.7 Pengujian dan Evaluasi Model Klasifikasi

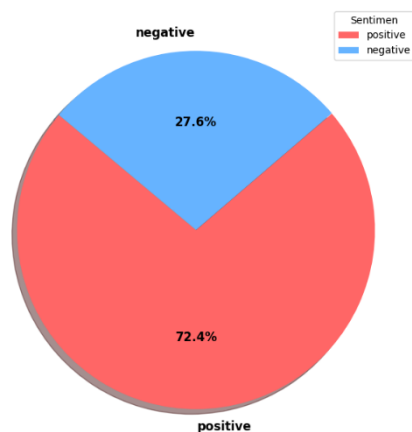
Proses pengujian mencakup analisis dampak jumlah data latih terhadap kinerja model klasifikasi serta validasi model. Evaluasi hasil dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur performa model.

4. PENGUJIAN DAN HASIL

4.1 Klasifikasi XGBoost

Pelatihan algoritma *Extream Gradient Boosting* dengan menggunakan 500 data yang berasal dari berbagai sumber untuk menganalisis sentimen pasien terhadap layanan Antarmedika Dentalcare. Data dikumpulkan dari empat sumber utama, yaitu Survei Kepuasan Pasien (SKP), *Google Maps*, Instagram, dan TikTok. Setelah proses pengambilan data selesai, tahap berikutnya adalah pelabelan data untuk mengklasifikasikan sentimen menjadi positif atau negatif.

Penentuan label pada dataset dilakukan dengan berkolaborasi dengan ahli *Natural Language Processing* (NLP), Hardian Oktavianto, S.Si., M.Kom.



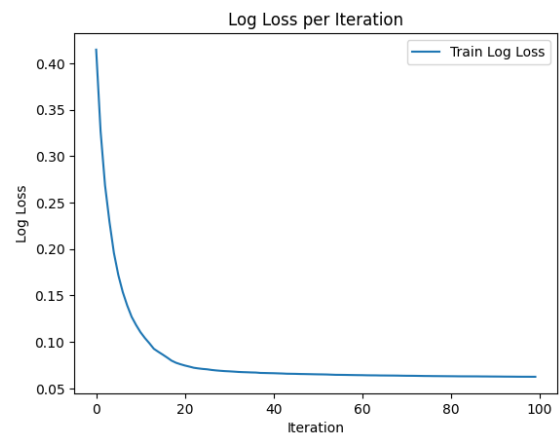
Gambar 2 Distribusi Sentimen dalam Dataset

Pada gambar 2 menunjukkan bahwa dari 500 ulasan, sebanyak 362 ulasan diklasifikasikan sebagai sentimen positif, sementara 138 ulasan tergolong sentimen negatif.

Tabel 1 *Log Loss* per Iterasi

Iterasi	<i>Log Loss</i>
1	0.4146
2	0.3266
3	0.2686
....
98	0.0626
99	0.0626
100	0.0626

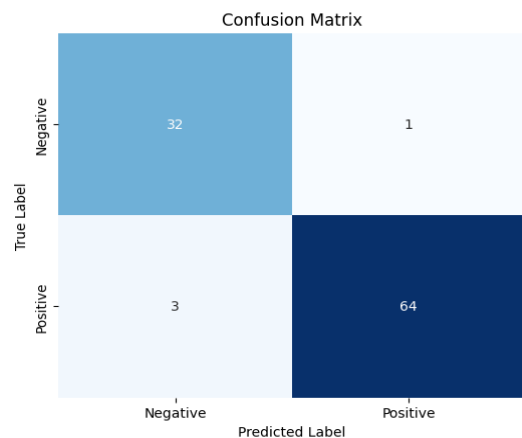
Pada tabel 2 menunjukkan nilai *Log Loss* pada setiap iterasi selama proses pelatihan model. Dari hasil yang diperoleh, terlihat bahwa nilai *Log Loss* mengalami penurunan seiring dengan meningkatnya jumlah iterasi. Pada iterasi awal, nilai *Log Loss* masih relatif tinggi, namun secara bertahap menurun hingga mencapai nilai stabil pada iterasi ke-98, yang menunjukkan bahwa model telah mencapai konvergensi dan tidak mengalami perubahan signifikan pada iterasi selanjutnya. Visualisasi gambar setiap iterasi dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 3 Grafik *Log Loss* per Iterasi

4.2 Evaluasi Model

Evaluasi model dibahas melalui *confusion matrix* yang dapat dilihat pada gambar 3



Gambar 4 Hasil *Confusion Matrix*

Pada Gambar 4 ditampilkan *confusion matrix* dalam bentuk matriks berukuran 2x2, di mana setiap kolom merepresentasikan kategori sentimen, yaitu kelas positif dan kelas negatif.

Untuk menentukan nilai *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN) pada masing-masing kelas, dapat dilakukan berdasarkan distribusi prediksi dalam matriks tersebut.

Tabel 2 Hasil <i>Confusion Matrix</i> Kelas Positif	
Positif	Bukan
Positif	64
Bukan	1

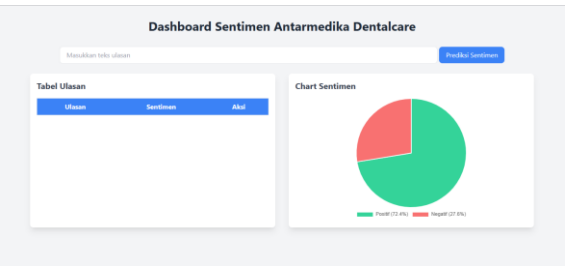
- *True Positive* (TP): 64 (Model memprediksi sebagai positif, dan hasil aktualnya juga positif).
- *False Positive* (FP): 1 (Model memprediksi sebagai positif, tetapi hasil aktualnya negatif).
- *True Negative* (TN): 32 (Model memprediksi sebagai negatif, dan hasil aktualnya juga negatif).
- *False Negative* (FN): 3 (Model memprediksi sebagai negatif, tetapi hasil aktualnya positif).

Tabel 3 Hasil <i>Confusion Matrix</i> Kelas Negatif	
Negatif	Bukan
Negatif	32
Bukan	3

- *True Negative* (TN): 32 (Model memprediksi sebagai negatif, dan hasil aktualnya juga negatif).
- *False Negative* (FN): 3 (Model memprediksi sebagai negatif, tetapi hasil aktualnya positif).
- *True Positive* (TP): 64 (Model memprediksi sebagai positif, dan hasil aktualnya memang positif).
- *False Positive* (FP): 1 (Model memprediksi sebagai positif, tetapi hasil aktualnya negatif).

4.3 Deployment

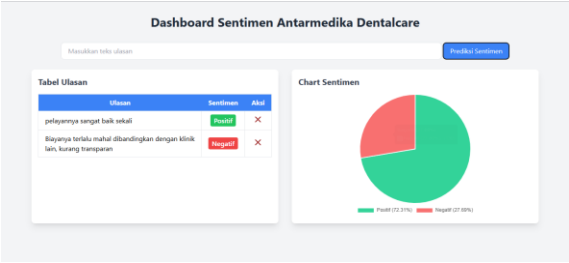
Sistem yang dikembangkan diimplementasikan dalam bentuk dashboard berbasis web yang menyajikan analisis sentimen ulasan pasien Klinik Antarmedika Dencare secara interaktif, untuk memantau dan mengevaluasi persepsi pasien terhadap layanan yang diberikan.



Gambar 5 Tampilan Awal Website

Pada gambar 5 menyajikan tampilan antarmuka awal sistem yang diakses oleh pengguna saat pertama kali membuka aplikasi web. Pada halaman ini, disediakan fitur untuk memasukkan teks ulasan,

menjalankan proses klasifikasi sentimen, serta menampilkan hasil analisis dalam bentuk tabel dan visualisasi diagram lingkaran. Diagram tersebut menampilkan distribusi awal sentimen berdasarkan data latih sebelum adanya ulasan baru yang dimasukkan oleh pengguna.



Gambar 6 Tampilan Saat Mengklasifikasi Sentimen

Pada gambar 6 Gambar ini menampilkan antarmuka sistem setelah berhasil melakukan klasifikasi sentimen terhadap ulasan pasien di Klinik Antarmedika Dencare. Proses analisis dilakukan dengan mengolah teks ulasan untuk mengidentifikasi kecenderungan sentimen, apakah bersifat positif maupun negatif. Hasil klasifikasi ditampilkan dalam format tabel beserta label sentimen yang sesuai untuk setiap ulasan. Selain itu, sistem secara otomatis memvisualisasikan distribusi sentimen tersebut dalam bentuk diagram lingkaran, yang akan diperbarui sesuai dengan data ulasan yang telah dianalisis.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa model XGBoost memiliki performa yang baik dalam klasifikasi data dengan akurasi mencapai 96%, presisi 95%, dan *recall* 98%. Penggunaan *confusion matrix* membantu dalam memahami efektivitas model dalam mengklasifikasikan data secara akurat. Dengan pendekatan evaluasi yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa XGBoost mampu memberikan hasil klasifikasi yang andal tanpa memerlukan teknik pemilihan fitur tambahan.

Dalam studi kasus ini, model XGBoost diterapkan untuk mengklasifikasikan sentimen terhadap layanan kesehatan di Antarmedika Dencare. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi sentimen positif dan negatif dengan tingkat keakuratan yang tinggi. Dengan adanya peningkatan jumlah dataset, model mampu mengenali pola opini pasien dengan lebih baik, sehingga hasil analisis sentimen dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas layanan berdasarkan masukan dari pasien.

Untuk pengembangan lebih lanjut, disarankan untuk mengeksplorasi pengaruh berbagai parameter pada XGBoost guna meningkatkan performa model. Selain itu, perbandingan dengan metode klasifikasi lainnya dapat dilakukan untuk memahami keunggulan dan kelemahan masing-masing algoritma dalam analisis sentimen.

Peningkatan jumlah data dari berbagai sumber yang lebih bervariasi juga direkomendasikan agar model lebih mampu menangkap pola opini yang lebih kompleks. Dengan dataset yang lebih besar dan seimbang, model dapat menghasilkan analisis sentimen yang lebih akurat serta lebih dapat diandalkan dalam evaluasi layanan kesehatan di Antarmedika Dentalcare.

Selain itu, penggunaan teknik pemrosesan teks yang lebih canggih, seperti word embeddings atau deep learning, dapat menjadi alternatif untuk meningkatkan kualitas hasil klasifikasi. Hal ini memungkinkan model untuk lebih memahami konteks opini pasien secara lebih mendalam, sehingga rekomendasi perbaikan layanan dapat dibuat dengan lebih tepat sasaran.

DAFTAR PUSTAKA

- HABIBI, H. A. N. S., NUGROHO, A., & FIRLIANA, R. 2023. Perbandingan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dan K-Nearest Neighbors Untuk Analisis Sentimen Covid-19 Di Twitter. *Jurnal Ilmiah Informatika*, 11(01), 54–62. <https://doi.org/10.33884/jif.v11i01.7069>
- HENDRAWAN, I. R. 2022. Perbandingan Algoritma Naïve Bayes, Svm Dan Xgboost Dalam Klasifikasi Teks Sentimen Masyarakat Terhadap Produk Lokal Di Indonesia. *Transformasi*, 18(1), 1–8. <https://doi.org/10.56357/jt.v18i1.295>
- IMADUDDIN, H., A'LA, F. Y., & NUGROHO, Y. S. 2023. Sentiment Analysis in Indonesian Healthcare Applications using IndoBERT Approach. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 14(8), 113–117. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2023.0140813>
- IRYANA, T. M., INDRIATI, I., & ADIKARA, P. P. 2021. Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Mass Rapid Transit Jakarta Menggunakan Metode Naïve Bayes Dengan Normalisasi Kata. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(6), 2753–2760. <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/9421>
- ISKANDAR, J., MAWARDI, V. C., & HENDRYLI, J. 2022. Analisis Media Sosial Penyedia Layanan Internet Menggunakan Algoritma XGBOOST. *Seminar Nasional Corisindo*, 78–83.
- KURNIAWANDA, M. R., & TOBING, F. A. T. 2022. Analysis Sentiment Cyberbullying In Instagram Comments with XGBoost Method. *IJNMT (International Journal of New Media Technology)*, 9(1), 28–34. <https://doi.org/10.31937/ijnmt.v9i1.2670>
- MAULANA, R., VOUTAMA, A., & RIDWAN, T. 2023. Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store menggunakan Algoritma NBC. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 9(1), 42–48. <https://doi.org/10.54914/jtt.v9i1.609>
- PRAYITNO, E., SUPRAWOTO, T. 2021. Optimasi Hasil Pencarian Pada Web Scrapping Menggunakan Pembobotan Kata Tf-Idf. *Journal of Innovation Research and Knowledge*, 1(7), 241–246. <https://bajangjournal.com/index.php/JIRK/article/view/822>
- PUTRI, A. 2024. Pentingnya Data Cleaning Sebelum Visualisasi: Teknik Dan Tips. *Teknologipintar.Org*, 4(5), 2024–2025.
- SAFITRI, D., SUSANTI, RAHMADDENI, & FITRI, T. A. 2024. Perbandingan Algoritma XGBoost dan SVM Dalam Analisis Opini Publik Pemilihan Presiden 2024. *Indonesian Journal of Computer Science*, 13(3), 4763–4775. <https://doi.org/10.33022/ijcs.v13i3.4041>
- SARI PRABANDARI, & SUHARDIANTO. 2024. Pemanfaatan Artificial Intelligence Untuk Mendukung Pembelajaran Vokasi. *ENCRYPTION: Journal of Information And Technology*, 2(2), 62–68. <https://doi.org/10.58738/encryption.v2i2.489>
- SYAHRIL DWI PRASETYO, SHOFA SHOFIAH HILABI, & FITRI NURAPRIANI. 2023. Analisis Sentimen Relokasi Ibukota Nusantara Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan KNN. *Jurnal KomtekInfo*, 10, 1–7. <https://doi.org/10.35134/komtekinfo.v10i1.330>
- TAMPANGUMA, I. K., KALANGI, J. A. F., & WALANGITAN, O. 2022. Pengaruh Kualitas Pelayanan Terhadap Kepuasan Pelanggan Rumah Es Miangas Bahu Kota Manado. *Productivity*, 3(1), 7–12.
- ULGASESA, R., NEGARA, A. B. P., & TURSINA, T. 2022. Pengaruh Stemming Terhadap Performa Klasifikasi Sentimen Masyarakat Tentang Kebijakan New Normal. *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi (JustIN)*, 10(3), 286. <https://doi.org/10.26418/justin.v10i3.53880>
- WIDIARTA, I. P. A. P., DWIYANSAPUTRA, R., & ARANTA, A. 2023. Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan Penerapan Ppk Di Media Sosial Twitter Dengan Menggunakan Metode Xgboost. *Jurnal Teknologi Informasi, Komputer, Dan Aplikasinya (JTika)*, 5(2), 154–163. <https://doi.org/10.29303/jtika.v5i2.342>
- ZHAFIRA, D. F., RAHAYUDI, B., & INDRIATI, I. 2021. Analisis Sentimen Kebijakan Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes dan Pembobotan TF-IDF Berdasarkan Komentar pada Youtube. *Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi, Dan Edukasi Sistem Informasi*, 2(1), 55–63. <https://doi.org/10.25126/justsi.v2i1.24>

Halaman ini sengaja dikosongkan