

Aplikasi Analisis Sentimen Isu Kesehatan di Media Sosial dengan Metode Convolutional Neural Network Berbasis Web

Fajar Astuti Hermawati^{1,*}, Nenden Siti Fatonah², Hermawan Ali Mangambali³

^{1,3}Teknik Informatika, ²Magister Ilmu Komputer

^{1,3}Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya, ²Universitas Esa Unggul

^{1,3}Surabaya, ²Jakarta; Indonesia

e-mail: *fajarastuti@untag-sby.ac.id, ²nenden.siti@esaunggul.ac.id, ³mangambali@gmail.com

Diajukan: 3 September 2023; Direvisi: 3 Januari 2024; Diterima: 3 Januari 2024

Abstrak

Media sosial telah mengalami pertumbuhan pesat di berbagai sektor, termasuk bidang medis. Pengguna aktif berpartisipasi aktif dalam komunitas kesehatan, berbagi informasi dan pengalaman. Akses terhadap media sosial telah menjadi sarana utama untuk mencari informasi kesehatan. Platform media sosial populer yang digunakan untuk tujuan ini termasuk WhatsApp, Facebook, Instagram, Youtube, dan Twitter. Media sosial juga memungkinkan pengungkapan pendapatnya melalui postingan dan komentar. Analisis sentimen diperlukan untuk memahami opini pengguna. Tahap awal melibatkan pengumpulan data dari platform media sosial seperti Facebook, dengan fokus pada postingan terkait tagar penyakit. Selanjutnya, teks tersebut mengalami pra-pemrosesan yang bertujuan untuk membersihkan, memformat, dan menata teks untuk dianalisis. Pada penelitian ini hasil pengujian menggunakan algoritma Convolutional Neural Network memperoleh performa akurasi 77% untuk distribusi dataset 80:20.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Convolutional Neural Network, Facebook, Sosial Media, Isu Kesehatan.

Abstract

Social media has experienced rapid growth in various sectors, including the medical field. Active users actively participate in the health community, sharing information and experiences. Access to social media has become the primary means for seeking health information. Popular social media platforms used for this purpose include WhatsApp, Facebook, Instagram, YouTube, and Twitter. Social media also allows users to express their opinions through posts and comments. Sentiment analysis is necessary to understand user opinions. The initial stage involved collecting data from social media platforms such as Facebook, with a focus on posts related to disease hashtags. Next, the text undergoes pre-processing to clean, format, and organize the text for analysis. In this research, the results of the Convolutional Neural Network algorithm test obtained an accuracy performance of 77% for a dataset distribution of 80:20.

Keywords: Sentiment Analysis, Convolutional Neural Network, Facebook, Social Media, Health Issues.

1. Pendahuluan

Analisis sentimen telah menjadi bidang penelitian yang berkembang pesat sejak tahun 2008. Analisis sentimen telah terbukti menjadi alat yang berharga untuk mengukur opini publik di berbagai disiplin ilmu. Banyak dari studi yang dipublikasikan berfokus pada analisis opini postingan Twitter, terutama karena populasi yang besar dan beragam di platform ini mengungkapkan pendapat mereka di hampir setiap topik setiap hari [1]. Dari ketiga jenis media sosial populer yaitu Twitter, Facebook, dan Instagram, 68% persen penelitian Analisis sentimen menggunakan data dari Twitter karena teks yang digunakan di media sosial Twitter berisi 140 karakter dalam sebuah tweet [2]. Banyak analisis sentimen berhasil digunakan di bidang peramalan pasar keuangan [3], [4], prakiraan kesehatan [5]–[14], analisis pelanggan [15], penilaian bisnis [16], pemasaran merek [17], politik [18], peramalan kejahatan [19], tinjauan [20] dan radikalisme [21].

Ada banyak informasi kesehatan yang tersedia secara online, seperti di media sosial dan situs web yang berfokus pada evaluasi masalah medis, yang tidak diakses secara sistematis. Analisis sentimen memiliki banyak keuntungan, seperti memanfaatkan informasi medis untuk mencapai hasil pasien terbaik dan meningkatkan kualitas perawatan [22].

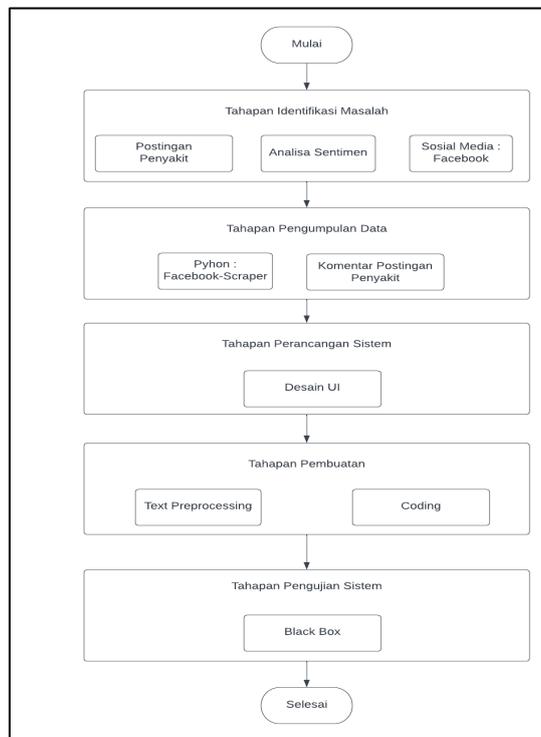
Media sosial saat berkembang pesat seiring perkembangan teknologi, Pada dunia medis sekarang sangat terbantu dengan adanya media sosial terbukti semakin banyak pengguna yang terlibat dalam komunitas kesehatan seperti forum medis untuk mengumpulkan informasi terkait kesehatan, untuk berbagi pengalaman tentang obat-obatan, perawatan, diagnosis, atau untuk berinteraksi dengan pengguna lain dengan kondisi serupa di komunitas [1]. Hal ini berbeda dengan zaman dahulu, di mana informasi seputar kesehatan hanya dapat diperoleh melalui pertemuan dengan seseorang yang memberikan informasi tersebut. Saat ini, akses ke media sosial sudah cukup untuk mencari dan memperoleh informasi seputar kesehatan.

Masyarakat umum menggunakan berbagai platform media sosial seperti WhatsApp, Facebook, Instagram, Youtube, Twitter, dan lainnya untuk mencari informasi mengenai berbagai topik yang mereka inginkan. Media sosial juga memungkinkan penggunaannya untuk mengekspresikan pendapat mereka baik itu bersifat positif, negatif maupun netral seperti mengirim atau menanggapi komentar dari unggahan pengguna lain. tentu hal ini mempengaruhi kemana pendapat dan komentar tersebut disampaikan. Banyaknya unggahan pada media sosial sehingga dibutuhkannya analisis sentimen [2].

Dalam beberapa tahun terakhir, banyak penelitian telah dilakukan dalam bidang analisis sentimen. Penelitian mengenai analisis sentimen di media sosial memiliki potensi untuk menyediakan data berharga kepada mereka yang ingin memahami pandangan yang diungkapkan. Dengan menggunakan analisis sentimen, kalimat yang mengungkapkan pendapat dapat dikelompokkan menjadi kategori positif, negatif, atau netral, dan dengan demikian, memberikan wawasan bagi berbagai entitas, termasuk perusahaan dan instansi [3].

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengenhansmen sistem analisis sentimen dalam konteks isu kesehatan menggunakan data yang berasal dari media sosial. Pendekatan yang diterapkan dalam penelitian ini adalah Convolutional Neural Network (CNN), yang mirip dengan metode yang telah digunakan dalam penelitian sebelumnya [1]. Sistem ini akan mengklasifikasikan sentimen ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral. Fitur-fitur yang akan dimanfaatkan dalam sistem ini melibatkan perhitungan skor sentimen positif, negatif, dan netral dari data media sosial dengan mendeteksi kata-kata yang terkait dengan sentimen tersebut dalam teks dokumen. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi pengembang layanan medis elektronik (*e-medical*) dalam mengevaluasi kesiapan masyarakat dalam mengadopsi sistem bantuan yang sangat penting ini.

2. Metode Penelitian

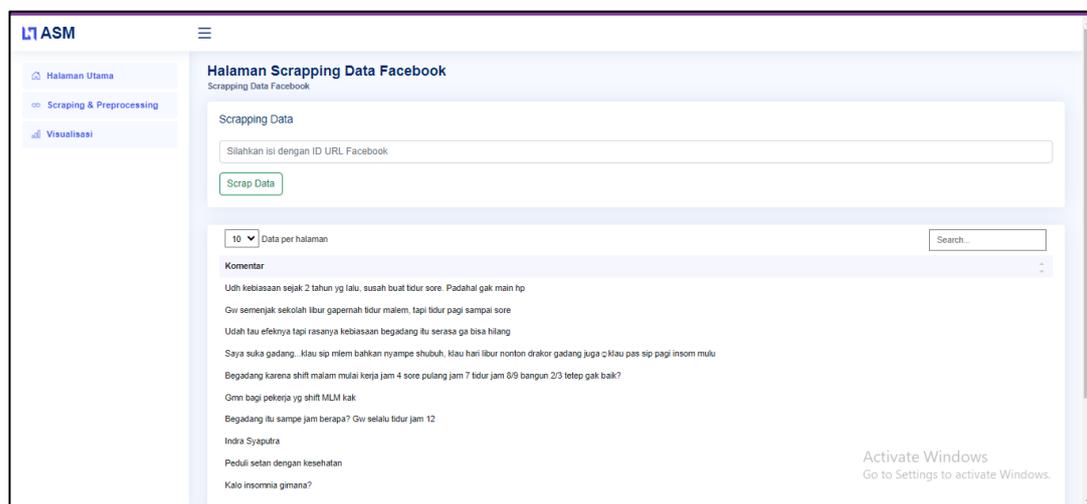


Gambar 1. Alur tahapan penelitian

Tahapan penelitian digambarkan pada Gambar 1. Tahap pertama adalah tahap identifikasi masalah yang dilakukannya dengan mencari tahu komentar – komentar mana saja yang terdapat pada postingan penyakit untuk dilakukannya analisis sentimen. Selanjutnya pada tahap kedua dilakukan pengumpulan data untuk mendukung bagaimana sistem yang akan dibuat di dalamnya. Pengumpulan data berupa komentar yang diambil dengan menggunakan metode *scraping* data. Tahap perancangan sistem dilakukan sebagai tahap keempat dimulai dari membuat desain wireframe antarmuka halaman website. Setelah itu, diikuti tahap pembuatan berdasarkan data-data yang sudah dikumpulkan dan diproses dengan *text preprocessing*. Tahapan ini mengimplementasikan rancangan ke dalam sebuah aplikasi berbasis website dengan menggunakan algoritma CNN. Untuk menguji aplikasi digunakan black box testing terhadap aplikasi yang akan dibuat, untuk melakukan pengecekan sistem apakah sudah sesuai atau belum untuk fungsi – fungsinya.

2.1. Pengumpulan Data

Pengambilan data menggunakan teknik *scraping* dengan modul "facebook-scraper" di Python. Modul ini membantu mendapatkan data dari Facebook, seperti komentar pada postingan. Pengguna memasukkan ID postingan yang ingin diambil, lalu data diambil melalui proses *scraping*, ditampilkan secara visual di halaman web, seperti tampilan pada Gambar 2. Ini memungkinkan akses dan pengumpulan informasi terkait dengan ID postingan, seperti konten, tanggal posting, dan atribut lainnya. Setelah selesai, data ditampilkan dalam tampilan terstruktur dan mudah dibaca di halaman web.



Gambar 2. Contoh Hasil Scrapping

2.2. Pengolahan Awal Data Teks

Pada tahapan *preprocessing* data yang didapatkan melalui sosial media Facebook berbasis website menggunakan modul *facebook-scraper*, dilakukan serangkaian tahapan untuk mempersiapkan data sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Tahapan *preprocessing* ini melibatkan beberapa langkah, yaitu *cleansing & case folding*, *tokenizing*, *normalization*, *stopword removal*, dan *stemming*. Dengan melalui serangkaian tahapan *preprocessing* data dari sosial media Facebook dapat diolah menjadi bentuk yang lebih terstruktur dan siap untuk dilakukan analisis lebih lanjut, seperti klasifikasi sentimen, analisis topik, atau pemodelan bahasa.

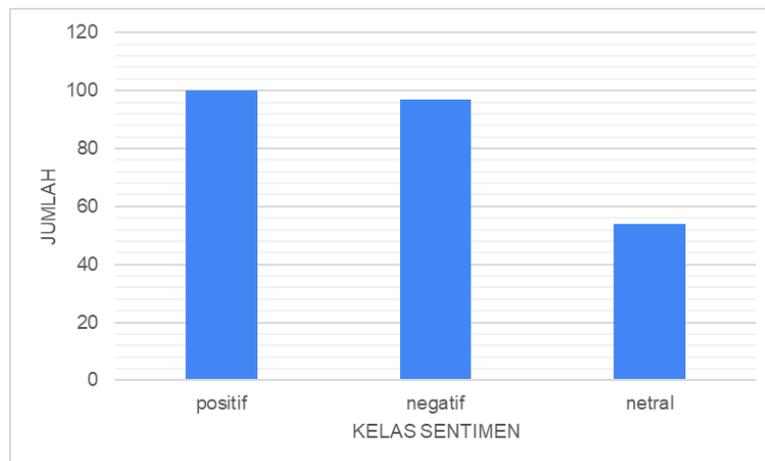
2.3. Ekstraksi Fitur

Pada fase ini, setelah data atau kalimat melalui tahap pra-pemrosesan, dibagi menjadi dua jenis *bag-of-words* menggunakan Part Of Speech (POS) Tagging. Jenis pertama terdiri dari *bag-of-words* yang berisi sentimen, biasanya terdiri dari beberapa kata sifat seperti JJ, JJR, dan JJS. Sedangkan jenis kedua adalah *bag-of-words* yang berisi obyek atau benda yang dikomentari, umumnya terdiri dari beberapa kata benda seperti NN, NNP, dan NND. Selanjutnya diekstraksi pola hubungan kata-kata sebagai fitur dengan menggunakan *chunking*. Pola tersebut adalah {<RB|NN>?<JJ>} dimana RB adalah kata keterangan, NN adalah kata benda dan JJ adalah kata sifat.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Dataset Pembelajaran CNN

Dalam penelitian digunakan sebuah dataset yang terdiri dari sekitar 251 data yang telah dikelompokkan menjadi tiga kategori, yaitu data sentimen netral, positif, dan negatif, dengan distribusi data sebagaimana tersaji pada Gambar 2. Tabel 1 menunjukkan contoh dataset dari masing-masing kategori.



Gambar 3. Distribusi kelas sentimen

Tabel 1. Contoh Kalimat untuk Setiap Kelas Sentimen

Kalimat	Kelas Sentimen
menjaga kebersihan tubuh salah satu langkah untuk terhindar dari penyakit ini	positif
semoga yang terkena penyakit ini cepat disembuhkan	positif
tetap semangat iya bagi yang mengidap penyakit diatas	positif
rajin mandi agar terhindar dari ini penyakit	positif
rajin-rajin buat jaga kebersihan biar tidak terkena scabies	positif
tetap berfikir positif untuk sembuh	positif
mari kita berikan semangat untuk sembuh	positif
penyakit khusus anak pondok	negatif
penyakit yang mengerikan	negatif
ini penyakit bener-bener bikin menderita banget	negatif
penyakit paling menjengkelkan dan kurang ajar	negatif
aku ngerasa gatal-gatal udah 2 bulan dan tak kunjung sembuh-sembuh	negatif
setiap penyakit memiliki penyebab dan gejala yang berbeda-beda. Beberapa penyakit mungkin disebabkan oleh infeksi,	netral
apakah ada obat alami untuk menyembuhkan penyakit ini?	netral
apakah ada obat alami untuk menyembuhkan penyakit abses ?	netral
apakah ada obat alami untuk menyembuhkan penyakit scabies?	netral

3.2. Performa Pembelajaran CNN

Untuk menguji performa model, penulis menggunakan 150 data sebagai dataset validasi. Dataset ini terdiri dari dua subset, yaitu subset pelatihan dan subset pengujian, yang digunakan secara terpisah. Dalam proses validasi performa, dataset dibagi menjadi subset pelatihan dan subset pengujian. Pada subset pelatihan, sebagian data (misalnya 70% dari total data) digunakan untuk melatih model, sedangkan subset

pengujian menggunakan sisa data (misalnya 30%) untuk menguji performa model. Hasil performa untuk 70:30 yang ditampilkan pada Gambar 4.

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.85	0.73	0.79	15
netral	0.50	0.69	0.58	13
positif	0.79	0.65	0.71	17
accuracy			0.69	45
macro avg	0.71	0.69	0.69	45
weighted avg	0.72	0.69	0.70	45

Gambar 4. Performa menggunakan distribusi dataset 70:30

Dalam proses evaluasi performa model, digunakan metode validasi performa 80:20 yang direpresentasikan dalam Gambar 5. Metode validasi ini melibatkan pembagian dataset menjadi dua subset, yaitu subset train dan subset validation, dengan perbandingan 80:20. Dalam hal ini, subset train terdiri dari 80% dari total data, sedangkan subset validation terdiri dari 20% dari total data. Gambar 5 menampilkan visualisasi dari metode validasi ini, di mana subset train dan subset validation ditunjukkan dengan cara yang berbeda untuk membedakan keduanya.

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.89	0.80	0.84	10
netral	0.60	0.75	0.67	8
positif	0.82	0.75	0.78	12
accuracy			0.77	30
macro avg	0.77	0.77	0.76	30
weighted avg	0.78	0.77	0.77	30

Gambar 5. Performa menggunakan distribusi dataset 80:20

Dalam proses evaluasi performa model, digunakan metode validasi performa 75:25 yang direpresentasikan dalam Gambar 6. Metode validasi ini melibatkan pembagian dataset menjadi dua subset, yaitu subset train dan subset validation, dengan perbandingan 75:25. Dalam hal ini, subset train terdiri dari 80% dari total data, sedangkan subset validation terdiri dari 20% dari total data. Gambar 6 menampilkan visualisasi dari metode validasi ini, di mana subset train dan subset validation ditunjukkan dengan cara yang berbeda untuk membedakan keduanya.

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.91	0.77	0.83	13
netral	0.58	0.70	0.64	10
positif	0.80	0.80	0.80	15
accuracy			0.76	38
macro avg	0.76	0.76	0.76	38
weighted avg	0.78	0.76	0.77	38

Gambar 6. Performa menggunakan distribusi dataset 75:25

Dalam proses evaluasi performa model, digunakan metode validasi performa 60:40 yang direpresentasikan dalam Gambar 7. Metode validasi ini melibatkan pembagian dataset menjadi dua subset, yaitu subset train dan subset validation, dengan perbandingan 60:40. Dalam hal ini, subset train terdiri dari 80% dari total data, sedangkan subset validation terdiri dari 20% dari total data. Gambar 7 menampilkan

visualisasi dari metode validasi ini, di mana subset train dan subset validation ditunjukkan dengan cara yang berbeda untuk membedakan keduanya.

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.49	1.00	0.65	18
netral	0.67	0.20	0.31	20
positif	0.88	0.68	0.77	22
accuracy			0.62	60
macro avg	0.68	0.63	0.58	60
weighted avg	0.69	0.62	0.58	60

Gambar 7. Performa menggunakan distribusi dataset 60:40

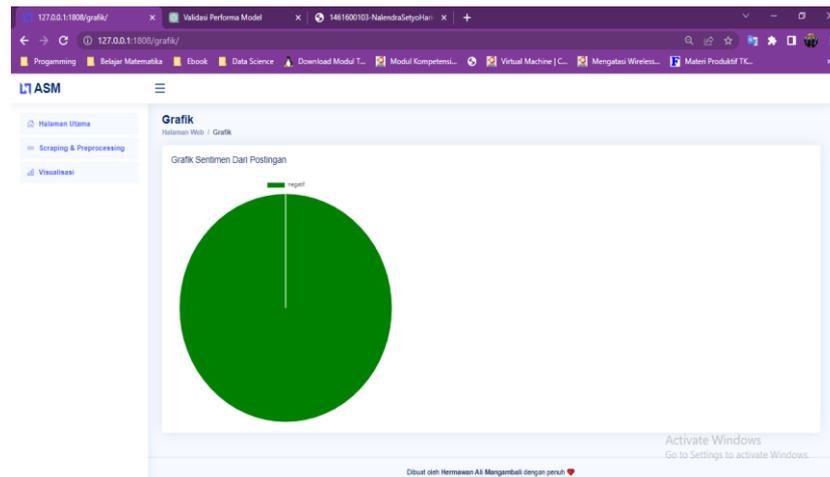
3.3. Implementasi Sistem Berbasis Web

Sebuah halaman website yang memberikan pengguna informasi tentang penggunaan website ini, khususnya dalam mendapatkan ID postingan dari sebuah postingan di Facebook. Informasi yang diberikan bertujuan untuk membantu pengguna memahami langkah-langkah yang perlu diambil untuk memperoleh ID postingan yang diinginkan dari platform Facebook. Dengan panduan yang tersedia, pengguna dapat dengan mudah mengikuti langkah-langkah tersebut dan mengumpulkan ID postingan yang nantinya dapat digunakan untuk berbagai tujuan, seperti analisis data atau pengambilan informasi terkait dengan postingan tersebut.



Gambar 8. Antarmuka Halaman Scrapping & Preprocessing

Pada Gambar 8 menampilkan sebuah halaman web yang memfasilitasi pengguna untuk menginput ID postingan ke dalam formulir scrapping guna melakukan proses scrapping data dari postingan yang diinginkan. Setelah ID postingan dimasukkan, proses scrapping akan dijalankan untuk mengambil informasi terkait ID tersebut. Hasil scrapping akan ditampilkan pada formulir yang terletak di bawahnya. Pengguna dapat melihat data yang telah berhasil diambil, seperti isi konten postingan. Informasi ini disajikan dalam format yang terstruktur dan mudah dibaca. Gambar 20 menunjukkan contoh hasil analisis sentimen dengan scrapping data terhadap postingan abses yang diperoleh dari link: <https://www.facebook.com/groups/Ensiklopediabeas2/permalink/641339913224024/>



Gambar 9. Tampilan grafik hasil analisis sentimen

Pada Gambar 9 halaman visualisasi, terdapat grafik yang menggambarkan distribusi sentimen dari data yang diambil. Grafik tersebut memberikan representasi visual tentang bagaimana sentimen data tersebut tersebar. Dalam visualisasi grafik ini, sumbu-x digunakan untuk mewakili waktu atau kategori tertentu, sedangkan sumbu-y digunakan untuk menunjukkan tingkat sentimen yang berkisar antara negatif hingga positif. Bentuk grafik dapat berupa garis, batang, atau diagram lingkaran, tergantung pada jenis visualisasi yang digunakan. Penggunaan warna dan bentuk pada grafik dapat memberikan informasi tambahan mengenai sentimen yang diwakili, misalnya dengan menggunakan warna merah untuk sentimen negatif dan warna hijau untuk sentimen positif.

Dengan tampilan grafik ini, pengguna dapat dengan mudah melihat tren sentimen dari data yang diambil. Contohnya, pengguna dapat melihat apakah sentimen secara keseluruhan cenderung positif, negatif, atau netral seiring berjalannya waktu atau dalam kategori-kategori tertentu. Grafik ini membantu pengguna dalam memperoleh pemahaman yang cepat mengenai pola-pola sentimen yang mungkin terkait dengan data yang ditampilkan. Dengan adanya visualisasi grafik yang menggambarkan sentimen dari data pada halaman visualisasi, pengguna dapat dengan mudah menafsirkan dan memperoleh wawasan yang lebih mendalam mengenai perasaan atau pendapat yang terkandung dalam data tersebut.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil membangun sebuah aplikasi analisis sentimen isu kesehatan pada media social facebook berbasis web dengan menerapkan metode Convolutional Neural Network. Performa model CNN terbaik diperoleh sebesar 77% dengan menerapkan distribusi dataset 80:20. Sistem ini juga dilengkapi dengan menu pengambilan data menggunakan metode scrapping data pada media sosial Facebook. Pada proses *preprocessing* memiliki manfaat besar dalam membersihkan noise pada data. Selain itu juga, penggunaan teks *preprocessing* dapat meningkatkan kinerja model yang dihasilkan. Namun, tidak semua tahap dari *preprocessing* teks dapat diterapkan secara langsung. Contohnya, penerapan stemming memerlukan banyak waktu lebih lama dibandingkan tahap-tahap lainnya. Karena melibatkan analisis dan transformasi kata ke dalam bentuk kata dasar atau akar kata. Hasil analisis berupa visualisasi grafik yang memudahkan pengguna mendapatkan informasi hasil analisis sentimen dari postingan tentang isu kesehatan di media *social* facebook.

Daftar Pustaka

- [1] M. Rodríguez-Ibáñez, A. Casáñez-Ventura, F. Castejón-Mateos, and P. M. Cuenca-Jiménez, "A review on sentiment analysis from social media platforms," *Expert Systems with Applications*, vol. 223. Elsevier Ltd, Aug. 01, 2023. doi: 10.1016/j.eswa.2023.119862.
- [2] P. A. Permatasari, L. Linawati, and L. Jasa, "Survei Tentang Analisis Sentimen Pada Media Sosial," *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, vol. 20, no. 2, p. 177, Dec. 2021, doi: 10.24843/mite.2021.v20i02.p01.
- [3] J. Park, H. Leung, and K. Ma, "Information Fusion of Stock Prices and Sentiment in Social Media using Granger Causality," in *2017 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, Daegu, Korea, Nov. 2017.

- [4] K. Ma and H. Leung, "Prediction of Stock Prices with Sentiment Fusion and SVM Granger Causality," *2019 IEEE Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, Intl Conf on Cloud and Big Data Computing, Intl Conf on Cyber Science and Technology Congress (DASC/PiCom/CBDCCom/CyberSciTech)*, 2019, doi: 10.1109/DASC/PiCom/CBDCCom/CyberSciTech.2019.00046.
- [5] A. Aipe, M. N. Sundararaman, and A. Ekbal, "Sentiment-Aware Recommendation System for Healthcare using Social Media," in *Gelbukh, A. (eds) Computational Linguistics and Intelligent Text Processing. CICLing 2019. Lecture Notes in Computer Science*, 2019. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-031-24340-0_13.
- [6] J. Wu *et al.*, "A sentiment analysis driven method based on public and personal preferences with correlated attributes to select online doctors," *Applied Intelligence*, 2023, doi: 10.1007/s10489-023-04485-9.
- [7] R. Obiedat, L. Al-Qaisi, R. Qaddoura, O. Harfoushi, and A. M. Al-Zoubi, "An intelligent hybrid sentiment analyzer for personal protective medical equipments based on word embedding technique: The covid-19 era," *Symmetry (Basel)*, vol. 13, no. 12, Dec. 2021, doi: 10.3390/sym13122287.
- [8] M. L. Wicaksono, Rusdah, and D. Apriana, "Analisis Sentimen Kesehatan Mental Menggunakan K-Nearest Neighbors pada Sosial Media Twitter," *Bit (Fakultas Teknologi Informasi Universitas Budi Luhur)*, vol. 19, no. 2, pp. 98–103, 2022, doi: <http://dx.doi.org/10.36080/bit.v19i2.2042>.
- [9] F. Arias, M. Zambrano Nunez, A. Guerra-Adames, N. Tejedor-Flores, and M. Vargas-Lombardo, "Sentiment Analysis of Public Social Media as a Tool for Health-Related Topics," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 74850–74872, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3187406.
- [10] D. Valdez, M. ten Thij, K. Bathina, L. A. Rutter, and J. Bollen, "Social media insights into US mental health during the COVID-19 pandemic: Longitudinal analysis of twitter data," *J Med Internet Res*, vol. 22, no. 12, Dec. 2020, doi: 10.2196/21418.
- [11] C. Ruiz-Núñez *et al.*, "Sentiment Analysis on Twitter: Role of Healthcare Professionals in the Global Conversation during the AstraZeneca Vaccine Suspension," *Int J Environ Res Public Health*, vol. 20, no. 3, Feb. 2023, doi: 10.3390/ijerph20032225.
- [12] J. Lee *et al.*, "Health information technology trends in social media: Using twitter data," *Health Inform Res*, vol. 25, no. 2, pp. 99–105, Apr. 2019, doi: 10.4258/hir.2019.25.2.99.
- [13] Y. Liu, R. Stouffs, and Y. L. Theng, "Sentiment analysis on social media for identifying public awareness of type 2 diabetes," in *The 54th International Conference of the Architectural Science Association (ANZAScA) 2020*, 2020, pp. 956–965. [Online]. Available: <https://www.dowjones.com/products/factiva/>
- [14] E. Rasyid, R. Nikmah, A. P. Prasetyo, W. Tunggal, and H. A. Sugiantoro, "Sentiment Analysis of Health Care Professionals on Twitter," in *The 2nd International Conference on Communication Science (ICCS 2022)*, Mataram, 2022, pp. 650–657.
- [15] Z. A. Diekson, M. R. B. Prakoso, M. S. Q. Putra, M. S. A. F. Syaputra, S. Achmad, and R. Sutoyo, "Sentiment analysis for customer review: Case study of Traveloka," *Procedia Comput Sci*, vol. 216, pp. 682–690, 2023, doi: 10.1016/j.procs.2022.12.184.
- [16] M. J. Islam, R. Datta, and A. Iqbal, "Actual rating calculation of the zoom cloud meetings app using user reviews on google play store with sentiment annotation of BERT and hybridization of RNN and LSTM," in *Expert Systems with Applications*, Elsevier Ltd, Aug. 2023. doi: 10.1016/j.eswa.2023.119919.
- [17] N. N. Arief and A. B. Pangestu, "Perception and Sentiment Analysis on Empathic Brand Initiative During the COVID-19 Pandemic: Indonesia Perspective," *Journal of Creative Communications*, vol. 17, no. 2, pp. 162–178, Jul. 2022, doi: 10.1177/09732586211031164.
- [18] M. Z. Ansari, M. B. Aziz, M. O. Siddiqui, H. Mehra, and K. P. Singh, "Analysis of Political Sentiment Orientations on Twitter," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2020, pp. 1821–1828. doi: 10.1016/j.procs.2020.03.201.
- [19] X. Chen, Y. Cho, and S. Y. Jang, "Crime prediction using Twitter sentiment and weather," in *2015 Systems and Information Engineering Design Symposium, SIEDS 2015*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Jun. 2015, pp. 63–68. doi: 10.1109/SIEDS.2015.7117012.
- [20] L. F. Narulita, "Analisa Sentimen Pada Tinjauan Buku Dengan Algoritma K-Nearest Neighbour," *Konvergensi*, vol. 13, no. 2, pp. 76–81, 2017, doi: <https://doi.org/10.30996/konv.v13i2.2758>.
- [21] F. Yulianto, H. Junaedi, S. Tjandra, and A. Pascarini, "Analisa Sentimen Untuk Mengidentifikasi Kecenderungan Radikalisme dengan Naive Bayes," *Konvergensi*, vol. 17, no. 2, pp. 75–88, 2021, doi: <https://doi.org/10.30996/konv.v17i2.5470>.

- [22] I. Aattouchi, S. Elmendili, and F. Elmendili, "Sentiment Analysis of Health Care: Review," in *E3S Web of Conferences*, EDP Sciences, Nov. 2021. doi: 10.1051/e3sconf/202131901064.