

Analisis Sentimen Tanggapan Masyarakat terhadap Layanan Kesehatan di Kota Surabaya dengan RoBERTa

Wahyu Adinda Nur Ashifa, Stefanus Silverio Susanto, Ananda Fauziah, Vivine Nurcahyawati*

Universitas Dinamika

*Penulis korespondensi. E-mail: vivine@dinamika.ac.id

ABSTRACT

The people of Surabaya often criticize healthcare services, especially regarding the quality and efficiency of services at government hospitals and community health centers. Long distances, high costs, and poor service are common issues. Due to the lack of understanding of health protocols and services, dissatisfaction increased during the COVID-19 pandemic. Social media has become the main platform for the public to voice their complaints. Natural language processing-based sentiment analysis technology such as RoBERTa is used to analyze these complaints. This study found positive, negative, or neutral sentiments towards elements such as BPJS, queues, healthcare workers, and healthcare facilities. After the data was collected from social media and news, preprocessing, tokenization, and sentiment classification were carried out. The results show that the majority of reviews are neutral regarding queue issues (0.53), with the highest positive sentiment towards healthcare facilities (0.45), and the highest negative sentiment towards healthcare workers (0.33). The accuracy of sentiment analysis reached 87,2%, indicating that the technique used is effective. The results provide important insights into how the community views healthcare services in Surabaya and serve as a reference for future improvements.

Keywords

Sentiment Analysis;
RoBERTa; Healthcare
Facilities; Classification

ABSTRAK

Masyarakat Surabaya sering mengkritik layanan kesehatan, terutama terkait kualitas dan efisiensi layanan di rumah sakit dan puskesmas pemerintah. Jarak jauh, biaya tinggi, dan pelayanan yang buruk adalah masalah umum. Karena kurangnya pemahaman tentang protokol kesehatan dan pelayanan, ketidakpuasan meningkat selama pandemi COVID-19. Media sosial menjadi tempat utama bagi masyarakat untuk menyampaikan keluhan. Teknologi analisis sentimen berbasis model bahasa alami seperti RoBERTa digunakan untuk menganalisis keluhan ini. Studi ini menemukan sentimen positif, negatif, atau netral terhadap elemen seperti BPJS, antrean, tenaga kesehatan, dan fasilitas kesehatan. Setelah data dikumpulkan dari media sosial dan berita, proses pra-pemrosesan, tokenisasi, dan klasifikasi sentimen dilakukan. Hasilnya menunjukkan bahwa mayoritas ulasan netral pada masalah antrean (0.53), dengan sentimen positif tertinggi pada fasilitas kesehatan (0.45), dan dengan sentimen negatif tertinggi pada tenaga kesehatan (0.33). Akurasi analisis sentimen mencapai 87,2%, yang menunjukkan bahwa teknik yang digunakan adalah efektif. Hasilnya memberikan wawasan penting tentang bagaimana masyarakat melihat layanan kesehatan di Surabaya dan menjadi referensi untuk perbaikan masa depan.

PENDAHULUAN

Seperti di banyak kota besar lainnya, layanan kesehatan sering menjadi hal terpenting. Bahkan, media berita, terutama di Surabaya, selalu menekankan aspek kesehatan. Salah satu media tersebut menyajikan berita dan video terbaru tentang berbagai topik, termasuk peristiwa sehari-hari, olahraga, selebriti, kesehatan, perjalanan, hiburan, dan informasi terkini tentang Surabaya [1]. Media terus menyiarkan berita kesehatan karena masyarakat Surabaya sering mengeluhkan layanan kesehatannya. Salah satu alasan utamanya adalah keengganan mereka untuk mendapatkan perawatan medis di rumah sakit dan puskesmas yang dikelola oleh pemerintah. Hal ini disebabkan oleh banyak hal, seperti jarak yang jauh, biaya yang tinggi, dan pendapat buruk tentang layanan [2]. Selain itu, masyarakat mengeluh tentang layanan kesehatan, yang dianggap tidak efisien dan efektif, terutama selama pandemi COVID-19. Mereka menginginkan layanan yang cepat, tepat, dan berkualitas, tetapi banyak yang belum mengerti pentingnya menerapkan protokol kesehatan selama pandemi. Salah satu cara untuk membantu pasien yang datang ke Puskesmas memahami mengapa beberapa proses dan tahapan layanan kesehatan harus dikurniakan [3].

Masyarakat Surabaya kadang-kadang mengungkapkan keluhan mereka tentang layanan kesehatan melalui media sosial. Tanggapan dan keluhan tersebut terdiri dari kalimat negatif dan kadang-kadang positif. Karena media sosial sekarang menjadi tempat bagi banyak orang untuk mencurahkan perasaan mereka, masyarakat memanfaatkannya [4]. Hal ini dibuktikan dengan fakta bahwa lebih dari 70% masyarakat Indonesia menggunakan media sosial, yang memiliki arus informasi yang cepat dan berfungsi sebagai alat untuk berkomunikasi antara individu [5].

Pemimpin daerah melakukan inspeksi langsung ke beberapa puskesmas di Surabaya sebagai tanggapan atas keluhan masyarakat. Ini menjadi berita viral di media sosial. Ia menemukan bahwa sistem administrasi, tenaga kesehatan, dan antrian tidak berjalan dengan baik. Akibatnya, pimpinan daerah memberikan instruksi untuk memperbaiki sistem antrian di semua puskesmas dan rumah sakit Surabaya [6]. Ini juga memungkinkan Dinas Kesehatan untuk bekerja untuk meningkatkan layanan kesehatan. Namun, pemantauan secara langsung terkadang membutuhkan banyak tenaga dan waktu; memantau setiap puskesmas dan rumah sakit satu per satu kadang-kadang terlewat, yang berarti tidak ada pemantauan langsung di beberapa puskesmas dan rumah sakit. Jika pemantauan langsung terlewat di beberapa rumah sakit dan rumah sakit, tidak dapat dianggap bahwa layanan kesehatan sudah baik sepenuhnya.

Untuk mengetahui persentase opini masyarakat tentang layanan kesehatan di Surabaya, Anda dapat menggunakan berita dan tanggapan masyarakat tentang layanan kesehatan di Surabaya. Setiap tanggapan dan berita yang dikumpulkan diproses untuk menghasilkan informasi. Pengembangan dan penerapan teknologi analisis sentimen berbasis model bahasa alami dimaksudkan untuk memperincikan layanan kesehatan, termasuk tenaga kesehatan, fasilitas kesehatan, antrian, dan BPJS. Penelitian ini menggunakan RoBERTa untuk membantu Dinas Kesehatan Kota Surabaya memantau, menganalisis, dan meningkatkan kualitas layanan kesehatan di berbagai fasilitas kesehatan di kota tersebut. Menggunakan berita atau respons masyarakat di media sosial membuat pihak terkait seolah-olah mereka mendengar langsung dari mulut masyarakat. Pada penelitian ini, algoritma RoBERTa digunakan karena membantu dalam menentukan apakah sentimen masyarakat terhadap layanan kesehatan positif, negatif, atau netral. RoBERTa memiliki beberapa kelebihan dibandingkan dengan algoritma lainnya, antara lain: RoBERTa menunjukkan kemampuan generalisasi yang kuat di seluruh kumpulan data yang berbeda, seperti IMDb, SST, dan Movie, dengan peningkatan akurasi mulai dari 0,7% hingga 9% dibandingkan model konvensional [7]. RoBERTa memiliki strategi *masking* dinamis yang meningkatkan pelatihan dengan mengubah pola *masking* setiap zaman, yang mengarah pada pemahaman kontekstual yang lebih baik [8]. Arsitektur berbasis transformator RoBERTa memungkinkan pemahaman kontekstual yang lebih baik dan penanganan pola bahasa yang kompleks, yang mengarah pada peningkatan akurasi dalam klasifikasi sentimen. Selain itu, kemampuan RoBERTa untuk memanfaatkan kumpulan data besar untuk pra-pelatihan meningkatkan kinerjanya pada input teks yang beragam, membuatnya sangat efektif untuk menganalisis ulasan pelanggan dan peringkat produk, seperti yang disorot dalam studi perbandingan dengan Vader nltk [9].

Pemanfaatan algoritma RoBERTa juga digunakan dalam penelitian Ghasiya et al. [10] melakukan pemodelan topik menggunakan Top2Vec dan analisis sentimen dengan algoritma RoBERTa terhadap berita terkait COVID-19 di empat negara, yaitu Britania Raya, India, Jepang, dan Korea Selatan. 102.278 artikel dikumpulkan dalam penelitian ini. Pemodelan topik dan analisis sentimen dilakukan setelah artikel-artikel dikumpulkan. Studi menunjukkan bahwa berita tentang COVID-19 adalah topik yang paling banyak dibicarakan di empat negara, dengan Korea Selatan dan Inggris yang memiliki pendapat paling positif. Algoritma RoBERTa terbukti efektif dalam klasifikasi sentimen berita utama dengan akurasi validasi 90%, menunjukkan kemampuannya untuk mengklasifikasikan sentimen lebih baik daripada metode klasifikasi konvensional lainnya. Ini menunjukkan ketepatan algoritma RoBERTa untuk analisis sentimen.

TINJAUAN PUSTAKA

Pada sub-bab ini, akan dibahas secara rinci konsep analisis sentimen, penerapannya, pentingnya pra-pemrosesan, serta kelebihan RoBERTa *Sentiment Classifier* dalam meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen.

Konsep Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah proses memeriksa dan menafsirkan perasaan atau pendapat yang disampaikan dalam materi tertulis, seperti berita, postingan media sosial, dan ulasan pelanggan. Teknik pembelajaran mesin dan pemrosesan bahasa alami digunakan untuk mengkategorikan sentimen sebagai netral, negatif, atau positif [11]. Analisis sentimen sebagian besar digunakan untuk mengekstrak informasi subjektif dari data teks dan menentukan sentimen atau pendapat keseluruhan penulis [12]. Analisis sentimen dapat digunakan untuk berbagai hal dan memberikan manfaat di berbagai bidang kehidupan. Ini dapat memberikan wawasan berharga, meningkatkan proses pengambilan keputusan, dan meningkatkan kepuasan serta keterlibatan pelanggan. Namun, penting untuk diingat bahwa analisis sentimen memiliki keterbatasan, seperti kebutuhan akan data pelatihan yang akurat, nuansa bahasa dan budaya, serta tantangan dalam mendeteksi sarkasme atau ironi [11]. Namun, analisis sentimen masih berkembang dan memberikan informasi yang berharga untuk berbagai aplikasi berkat kemajuan dalam pembelajaran mesin dan pemrosesan bahasa alami.

Tingkat dalam analisis sentimen menggambarkan tingkat detail dimana sentimen diperiksa. Analisis sentimen dibagi menjadi tiga tingkat utama: tingkat aspek, tingkat kalimat, dan tingkat dokumen: (i) Analisis sentimen tingkat dokumen: seluruh dokumen dikenakan analisis sentimen tingkat dokumen, yang memberikan polaritas tunggal pada seluruh dokumen [11]. (ii) Analisis sentimen tingkat kalimat: setiap kalimat diperiksa pada tingkat analisis ini untuk menentukan polaritas kesesuaiannya. Ini sangat berguna ketika sebuah dokumen mengandung berbagai macam sentimen yang melekat padanya [11]. (iii) Analisis sentimen dapat dilakukan pada tingkat aspek karena sebuah pernyataan mungkin mengandung beberapa aspek. Semua elemen pernyataan mendapatkan perhatian utama, dan setiap elemen diberikan polaritas setelah perasaan keseluruhan dari kalimat tersebut dihitung [11].

Penerapan Analisis Sentimen

Analisis sentimen memiliki banyak aplikasi praktis. Melalui pemeriksaan evaluasi dan umpan balik pelanggan, bisnis dapat mempelajari lebih lanjut tentang seberapa puas pelanggan mereka, mengidentifikasi area untuk perbaikan, dan membuat keputusan berbasis data untuk meningkatkan penawaran mereka [13], [14], [15], [16], [17], [18]. Analisis sentimen dapat diterapkan dalam pemantauan media sosial dan manajemen reputasi merek. Informasi ini dapat membantu mereka mengidentifikasi masalah potensial, menangani masalah pelanggan, dan mengelola reputasi online mereka dengan efektif [19], [20]. Analisis sentimen dapat digunakan dalam analisis politik dan penelitian opini publik. Informasi melalui media sosial ini dapat berguna untuk kampanye politik, pembuatan kebijakan, dan memahami tren opini publik [21].

Selain itu, analisis sentimen dapat digunakan dalam layanan dan dukungan pelanggan. Dengan menganalisis umpan balik pelanggan dan tiket dukungan, perusahaan dapat mengidentifikasi dan memprioritaskan masalah pelanggan, meningkatkan waktu respons, dan memberikan layanan pelanggan yang personal dan efisien [22], [23]. Analisis sentimen juga dapat diterapkan dalam perawatan kesehatan untuk menganalisis umpan balik dan ulasan pasien. Dengan menganalisis sentimen pasien, penyedia layanan kesehatan dapat mengidentifikasi area yang perlu diperbaiki, meningkatkan kepuasan pasien, dan menyesuaikan layanan mereka untuk memenuhi kebutuhan pasien [24], [25]. Penerapan analisis sentimen juga dapat membantu menghindari kejahatan di dunia digital, seperti deteksi berita sampah [26], ujaran kebencian [27], deteksi berita palsu [26], [28], dan penipuan melalui situs web [27].

Pra-Pemrosesan Analisis Sentimen

Tantangan utama dalam analisis sentimen adalah pada tahap pra proses. Ulasan produk mengandung banyak kebisingan, antara lain ada bentuk bahasa slang, penggunaan singkatan, penggunaan stopwords atau kata-kata umum yang biasanya muncul dalam jumlah besar dan dianggap tidak berarti, serta beberapa kebisingan lainnya. Keberadaan noise dalam ulasan ini akan menurunkan nilai akurasi pada analisis sentimen. Tujuan utama dari pra-proses bukan hanya untuk menghasilkan nilai analisis yang lebih baik tetapi juga untuk mengurangi dimensi kata-kata dalam

ulasan karena banyak kata yang tidak berguna harus dihapus karena tidak berpengaruh pada polarisasi dalam analisis sentimen [29].

Analisis sentimen dimulai dengan data teks, yang dapat diperoleh menggunakan berbagai metode dan teknologi. Data teks umumnya dapat dihasilkan atau dikumpulkan melalui pengikisan situs, oleh pihak ketiga, atau sebagai bagian dari penelitian. Oleh karena itu, untuk melaksanakan analisis sentimen dan menghasilkan hasil yang menarik, lengkapi data teks dengan jenis data lainnya. (misalnya: geographical, video, and telecommunications data) [17], [23], [30], [31].

Membersihkan dan menyiapkan teks untuk proses kategorisasi dikenal sebagai pra-pemrosesan data. Langkah ini sangat penting karena teks online sering kali menyertakan elemen yang mengganggu dan konten yang tidak informatif seperti skrip, tag HTML, dan iklan. Selain itu, sejumlah besar kata dalam teks tersebut memiliki sedikit pengaruh terhadap arah keseluruhannya. Menjaga istilah-istilah yang tidak relevan meningkatkan dimensi masalah dan karenanya membuat kategorisasi lebih menantang karena setiap kata dalam teks diperlakukan sebagai satu dimensi. Tantangan-tantangan tersebut tidak hanya terlihat dalam ketahanan analisis tetapi juga dalam kompleksitas komputasi proses klasifikasi. Pra-pemrosesan secara keseluruhan meliputi langkah-langkah berikut: pembersihan teks online, pemilihan fitur, penanganan negasi, penghapusan stopword, pembalikan huruf yang berulang, penghapusan white space, dan stemming. Tahap akhir disebut sebagai filtering, sedangkan proses-proses lainnya disebut sebagai transformasi [27], [32].

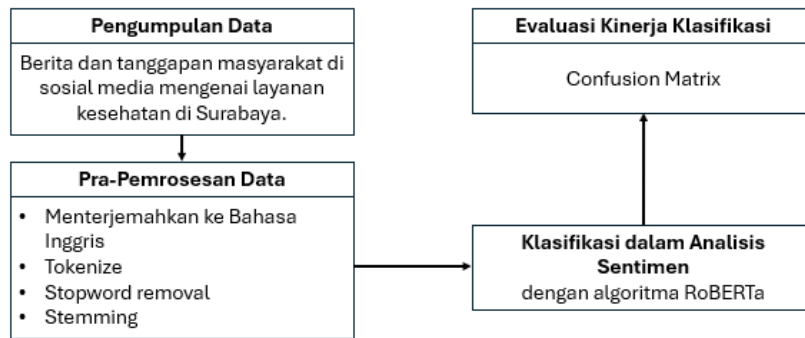
RoBERTa Sentiment Classifier

RoBERTa *sentiment classifier* adalah model berbasis transformer yang dikembangkan dengan arsitektur dasar dari BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) yang telah dioptimalkan untuk analisis sentimen. RoBERTa (*Robustly Optimized BERT Pretraining Approach*) memperbaiki beberapa kelemahan BERT dengan menggunakan data pelatihan yang lebih besar, *batch size* yang lebih besar, dan penghapusan *token masking* yang statis. Model ini bekerja dengan memanfaatkan representasi vektor kata yang diperoleh dari *pre-training* pada teks besar, kemudian dituning pada data spesifik untuk tugas klasifikasi sentimen. Data input berupa teks akan diproses menjadi token-token dan dikodekan menjadi *embedding* sebelum melewati beberapa lapisan transformer. Akhirnya, representasi dari lapisan akhir diproses oleh lapisan klasifikasi untuk menghasilkan skor sentimen, seperti positif, negatif, atau netral [33].

Kelebihan dari RoBERTa *Sentiment Classifier* adalah kemampuannya dalam menangkap konteks dan hubungan antar kata secara mendalam, sehingga memberikan akurasi yang tinggi dalam analisis sentimen. Model ini juga sangat fleksibel dan dapat disesuaikan dengan berbagai jenis domain atau dataset dengan proses *fine-tuning*. Namun, kelemahannya terletak pada kebutuhan sumber daya komputasi yang besar, baik dalam pelatihan awal maupun selama inferensi. Selain itu, performanya dapat menurun jika diterapkan pada data yang sangat berbeda dari data yang digunakan selama *pre-training* [34].

METODE

Penelitian ini menggunakan berbagai proses dan pendekatan untuk mencapai tujuan utamanya. Salah satu contohnya adalah analisis sentimen opini masyarakat tentang pelayanan kesehatan di Surabaya, baik di puskesmas maupun rumah sakit. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang jelas tentang persepsi masyarakat terhadap BPJS, antrean, tenaga kesehatan, dan fasilitas kesehatan dengan mengumpulkan, memproses, dan menganalisis teks dari berbagai sumber. Beberapa langkah utama terlibat dalam proses ini: pengumpulan data, pra-pemrosesan data, klasifikasi sentimen dengan algoritma RoBERTa, dan evaluasi hasil klasifikasi seperti terlibat pada Gambar 1. Setiap langkah tersebut dijelaskan secara rinci di sini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pengumpulan Data

Dalam proses ini, data dikumpulkan untuk digunakan dalam penelitian atau analisis dari berbagai sumber, seperti basis data, survei, atau internet. Sumber yang digunakan adalah berita online seperti Detik.com, Tribunnews, website pemerintah Surabaya, dan beberapa artikel berita lainnya. Pengambilan data menggunakan aplikasi dengan bahasa pemrograman Python. Langkah berikutnya adalah membersihkan data dari kesalahan atau informasi yang tidak lengkap [35]. Setelah data dibersihkan, set data yang lebih besar digabungkan untuk dipelajari lebih lanjut. Proses ini sangat penting untuk memastikan bahwa data yang digunakan untuk membuat keputusan atau menarik kesimpulan benar-benar akurat dan dapat diandalkan.

Pra-Pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data mengacu pada tahap awal persiapan data dimana data mentah yang dikumpulkan dari berbagai sumber dibersihkan, diubah, dan diatur untuk memastikan bahwa data tersebut cocok untuk analisis lebih lanjut. Langkah penting ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data dengan menangani masalah seperti nilai yang hilang, pencilan, *noise*, dan ketidaksesuaian [36]. Pra-pemrosesan data melibatkan tugas seperti pembersihan data untuk menghilangkan informasi yang tidak relevan, normalisasi untuk standarisasi format atau skala data, dan transformasi untuk memastikan kompatibilitas dan akurasi data untuk proses analisis meliputi :

Pada proses ini melakukan proses menterjemahkan bahasa data dari bahasa Indonesia ke Inggris maupun sebaliknya, dengan tujuan menyesuaikan dengan kamus data pada algoritma RoBERTa. Kemudian data dari *Google Sheets* diimpor ke dalam lingkungan kerja menggunakan *library Python Pandas* untuk manipulasi data dan *gsread* untuk mengakses *Google Sheets*. Teks mentah dibersihkan dan diproses untuk menghilangkan elemen yang tidak relevan. Proses ini seputar penghapusan tanda baca, angka, dan karakter khusus, dan juga konversi ke huruf kecil. Teks yang telah diproses kemudian dipecah menjadi unit terkecil atau token. Proses ini dilakukan dengan *library nltk*.

Klasifikasi dalam Analisis Sentimen

Klasifikasi untuk analisis sentimen merupakan penggunaan teknik-teknik *machine learning* atau pemrosesan bahasa alami untuk mengelompokkan teks berdasarkan sentimen yang terkandung di dalamnya [37]. Untuk penelitian kesehatan di Surabaya, klasifikasi ini dapat membantu menentukan pendapat dan perasaan masyarakat tentang pelayanan kesehatan, serta apakah umpan baliknya positif, negatif, atau netral. Algoritma RoBERTa digunakan untuk analisis sentimen. Model initialization, yang menggunakan *library seaborn (sns)*, digunakan dalam proses klasifikasi. Kemudian, klasifikasi perasaan digunakan untuk menempatkan setiap ulasan dalam salah satu dari tiga kategori: positif, negatif, atau netral.

Evaluasi Kinerja Klasifikasi

Untuk memastikan kinerja yang baik dan akurasi, evaluasi dilakukan dengan menggunakan matrik akurasi. Matrik ini mengukur persentase prediksi yang benar yang dibuat oleh model dari keseluruhan data uji. Ini menunjukkan seberapa baik model mengklasifikasikan data secara keseluruhan [38].

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Data dikumpulkan dengan mengumpulkan berita dan komentar masyarakat di media sosial tentang layanan kesehatan di Surabaya. Daftar klasifikasi kata kunci adalah sebagai berikut:

Tabel 1. Pengelompokan Jenis Layanan

Jenis Layanan	
BPJS Antrean	Tenaga Kesehatan Fasilitas Kesehatan

Untuk mengumpulkan data, peneliti ini menggunakan kata kunci yang sesuai dengan Tabel 1, seperti "BPJS", "antrean", "tenaga kesehatan", "fasilitas kesehatan", dan "Surabaya". Karena penelitiannya hanya berfokus pada layanan kesehatan yang ada di Surabaya, total 47 data dikumpulkan menggunakan kata kunci ini. Tabel 2 menunjukkan beberapa tanggapan masyarakat atau berita yang berkaitan dengan pengelompokan jenis layanan.

Tabel 2. Data Berdasarkan Jenis Layanan

Jenis Layanan	Data
BPJS	"Kalau kamu merasa butuh ke psikolog tapi takut mahal, janganlah itu menghalangi niatmu buat cari bantuan. Biaya konsultasi psikologi di Puskesmas cuma Rp7.000 saja, bahkan katanya gratis kalau pakai BPJS."
Antrean	"Seperti Julia kartikasari, pukul 08.50 WIB ia telah sampai di Puskesmas Sidotopo Kota Surabaya. Mengambil antrean untuk berobat, lalu masuk ke Poli Gizi bersama sang buat hati. Usai mendapat diagnosa, pukul 09.10 WIB ia menuju ke ruang farmasi untuk pengambilan obat. Dalam waktu singkat, obat sudah berada di genggamannya."
Tenaga Kesehatan	"Beberapa pasien melaporkan bahwa meskipun ada sistem rujukan online, masih terdapat masalah dalam koordinasi antara puskesmas dan rumah sakit yang mengakibatkan penundaan dalam penanganan medis"
Fasilitas Kesehatan	"Terkadang beberapa orang disekitar kita masih tidak yakin layanan dari puskesmas. Padahal kalau pernah ke puskesmas di Surabaya terutama tidak kalah fasilitas sama klinik berobat."

Pra-Pemrosesan Data

Kegiatan utama dalam proses ini adalah mengubah data dari bahasa Indonesia ke bahasa Inggris, dengan tujuan mengurangi kata-kata yang tidak penting. Selain itu, sebagian besar data berasal dari kanal berita Surabaya, yang tidak mengandung kata-kata atau elemen yang tidak penting. Tabel 3 dan 4 menunjukkan pergeseran data dari bahasa Indonesia ke bahasa Inggris:

Tabel 3. Terjemahan Nama Jenis Layanan

Bahasa Indonesia	Bahasa Inggris
BPJS	BPJS
Antrean	<i>Queue</i>
Tenaga Kesehatan	<i>Health Workers</i>
Fasilitas Kesehatan	<i>Health Facilities</i>

Tabel 4. Terjemahan Data dalam Bahasa Inggris

Data Bahasa Indonesia	Data Bahasa Inggris
"Kalau kamu merasa butuh ke psikolog tapi takut mahal, janganlah itu menghalangi niatmu buat cari bantuan. Biaya konsultasi psikologi di Puskesmas cuma Rp7.000 saja, bahkan katanya gratis kalau pakai BPJS."	<i>"If you feel you need to see a psychologist but are afraid of being expensive, don't let that deter you from seeking help. The cost of a psychology consultation at a community health center is only Rp7,000, and they even say it's free if you use BPJS."</i>
"Seperti Julia kartikasari, pukul 08.50 WIB ia telah sampai di Puskesmas Sidotopo Kota Surabaya. Mengambil antrian untuk berobat, lalu masuk ke Poli Gizi bersama sang buat hati. Usai mendapat diagnosa, pukul 09.10 WIB ia menuju ke ruang farmasi untuk pengambilan obat. Dalam waktu singkat, obat sudah berada di genggamannya."	<i>"Like Julia Kartikasari, at 8:50 a.m. she arrived at the Sidotopo Health Center in Surabaya. Taking the queue for treatment, she entered the Nutrition Clinic with her baby. After receiving a diagnosis, at 09.10 WIB she headed to the pharmacy room to take medicine. In a short time, the medicine was in her hands."</i>
"Beberapa pasien melaporkan bahwa meskipun ada sistem rujukan online, masih terdapat masalah dalam koordinasi antara puskesmas dan rumah sakit yang mengakibatkan penundaan dalam penanganan medis."	<i>"Some patients reported that despite the online referral system, there are still problems in coordination between puskesmas and hospitals resulting in delays in medical treatment."</i>

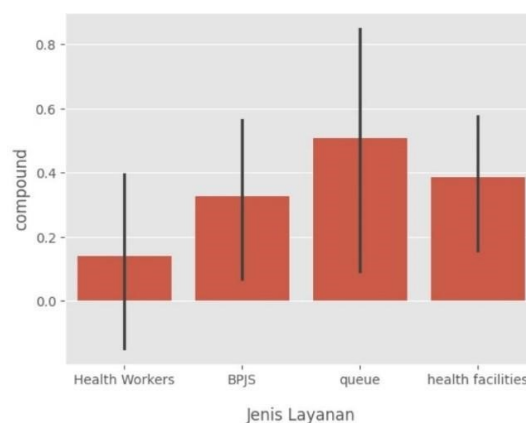
Berdasarkan banyaknya data, diambil 1 sampel data yang digunakan untuk proses *Tokenizing*. Pada proses *tokenizing* terdapat proses impor *library* "ntlk", sebuah *library* bahasa *Python* yang menyediakan *tools* untuk pemrosesan bahasa natural. Data yang digunakan adalah "Like Julia Kartikasari, at 8:50 a.m. she arrived at the Sidotopo Health Center in Surabaya. Taking the queue for treatment, she entered the Nutrition Clinic with her baby. After receiving a diagnosis, at 09.10 WIB she headed to the pharmacy room to take medicine. In a short time, the medicine was in her hands." Adapun hasil berupa daftar kata-kata individual adalah sebagai berikut seperti pada Tabel 5:

Tabel 5. Daftar Kata-Kata

Daftar Kata Individual										
Like	Julia	Karikasari	at	8:50	a.m.	she	arrived	at		

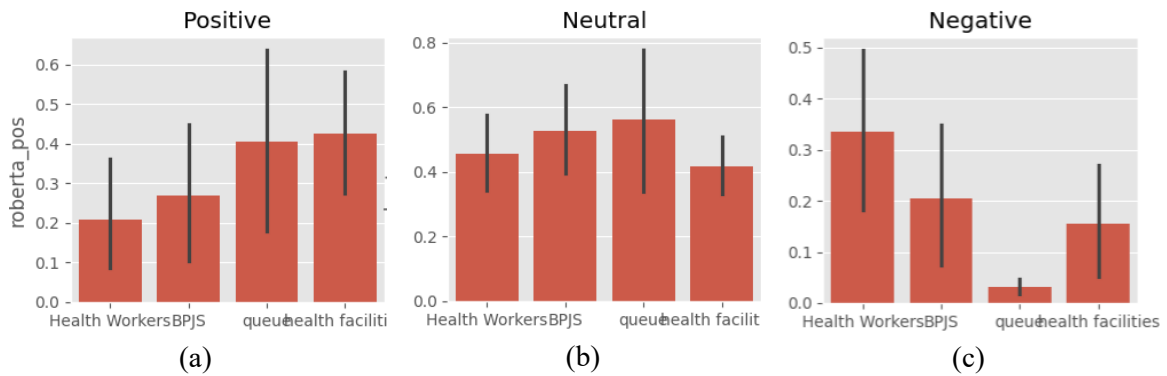
Klasifikasi dalam Analisis Sentimen

Setelah data diproses, algoritma RoBERTa digunakan untuk menghasilkan rata-rata jumlah berita atau ulasan untuk masing-masing kategori, yaitu queue, BPJS, fasilitas kesehatan, dan tenaga medis. Rata-rata jumlah berita adalah 0.52, BPJS sebesar 0.33, fasilitas kesehatan sebesar 0.39, dan tenaga medis sebesar 0.15, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Grafik Rata-Rata Jumlah Berita Masing-Masing Kategori

Menurut grafik visualisasi, antrian atau queue adalah subjek berita terbanyak. Selanjutnya, setiap ulasan diklasifikasikan menjadi salah satu dari tiga kategori: positif, negatif, atau netral. Setiap sentimen akan ditampilkan sesuai dengan kategorinya setelah diklasifikasikan. Hasil analisis untuk kategori pekerja kesehatan adalah 0,21, BPJS 0,27, queue 0,43, dan fasilitas kesehatan 0,45. Selanjutnya, visualisasi dibuat berdasarkan Gambar 3a. Gambar 3a menunjukkan bahwa jenis fasilitas kesehatan memiliki persepsi yang paling positif. Berita paling positif tentang layanan kesehatan di puskesmas dan rumah sakit Surabaya. Selain menghasilkan sentimen positif, proses klasifikasi sentimen juga menghasilkan sentimen netral untuk masing-masing kategori. Hasilnya untuk kategori pekerja kesehatan adalah 0.44, BPJS adalah 0.50, queue adalah 0.53, dan fasilitas kesehatan adalah 0.41. Setelah itu, visualisasi dibuat berdasarkan Gambar 3b, di mana terlihat bahwa sentimen netral tertinggi berada dalam kategori antrian atau queue. Artinya, berita tentang antrian di puskesmas dan rumah sakit Surabaya paling banyak diberitakan. Selain itu, setiap kategori menerima sentimen negatif melalui proses klasifikasi sentimen. Sentimen untuk kategori pekerja kesehatan adalah 0.33, untuk kategori BPJS adalah 0.21, untuk kategori queue adalah 0.03, dan untuk kategori fasilitas kesehatan adalah 0.16. Setelah itu, visualisasi dibuat berdasarkan Gambar 3c, yang menunjukkan bahwa tenaga kesehatan memiliki perasaan paling negatif. Singkatnya, berita paling negatif tentang tenaga kesehatan di puskesmas dan rumah sakit Surabaya.

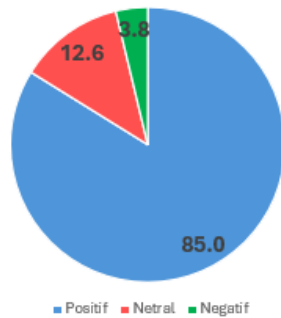


Gambar 3. a) Sentimen positif, b) Sentimen netral, c) Sentimen negatif, untuk masing-masing kategori

Evaluasi Kinerja Klasifikasi

Proses evaluasi pada penelitian ini dengan menerapkan matrik akurasi. Berdasarkan jumlah data sebanyak 47 data dan proses algoritma *RoBERTa sentiment classifier* diperoleh komposisi sentimen seperti terlihat pada Gambar 4. Pengukuran kinerja analisis sentimen dilakukan dengan confusion matrix seperti terlihat pada Tabel 6.

Persentase Komposisi Sentimen



Tabel 6. Evaluasi Kinerja Analisis Sentimen

Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
87.2%	95%	95%	95%

Gambar 4. Persentase Hasil Analisis Sentimen

KESIMPULAN

Hasil dari analisis sentimen terhadap respons masyarakat mengenai layanan kesehatan di Surabaya menunjukkan bahwa masalah antrian (queue) adalah fokus utama berita atau ulasan, dengan rata-rata jumlah berita tertinggi sebesar 0.52. Menurut analisis tambahan dengan algoritma RoBERTa, kategori fasilitas kesehatan di Surabaya menerima sentimen positif tertinggi, dengan rata-rata jumlah sentimen positif sebesar 0.45. Ini menunjukkan bahwa fasilitas kesehatan di Surabaya menerima banyak ulasan positif. Untuk kategori antrian, terdapat sentimen netral tertinggi (0.53), menunjukkan bahwa banyak ulasan tentang antrian bersifat netral. Analisis sentimen positif memiliki akurasi 85 persen, yang menunjukkan bahwa teknik itu cukup baik untuk menemukan sentimen positif dalam data yang ada. Dengan memanfaatkan evaluasi ini, Dinas Kesehatan dan pihak terkait lainnya dapat memperbaiki layanan kesehatan Surabaya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Surya.co.id, “Berita dan Video Terkini,” Surya.co.id. Accessed: Jun. 20, 2024. [Online]. Available: <https://surabaya.tribunnews.com/>
- [2] A. Hakim, “Mewujudkan Pemerataan Layanan Kesehatan di Surabaya Berbasis Kawasan,” ANTARA Kantor Berita Indonesia. Accessed: Jun. 07, 2024. [Online]. Available: <https://www.antaraneews.com/berita/3760326/mewujudkan-pemerataan-layanan-kesehatan-di-surabaya-berbasis-kawasan>.
- [3] F. A. Safira and N. Holifah, “Kualitas Pelayanan Kesehatan di Masa Pandemi di Kota Surabaya,” *JISP (Jurnal Inovasi Sektor Publik)*, vol. 1, no. 3, pp. 29–45, May 2022, doi: 10.38156/jisp.v1i3.92.
- [4] Y. Hairina, “Sadari Etika Curhat di Media Sosial,” Universitas Islam Negeri Antasari Banjarmasin. Accessed: Jun. 08, 2024. [Online]. Available: <https://www.uin-antasari.ac.id/sadari-etika-curhat-di-media-sosial/>
- [5] D. Angelia, “Bagaimana Kecenderungan Masyarakat Indonesia Menggunakan Media Sosial?,” Good Stats. Accessed: Jun. 10, 2024. [Online]. Available: <https://goodstats.id/article/bagaimana-kecenderungan-masyarakat-indonesia-menggunakan-media-sosial-SPUTW>
- [6] Anonym, “Cek Layanan Kesehatan di Puskesmas, Walikota Eri Cahyadi: Sistem Antrean Harus Dibenahi!,” Pemerintah Kota Surabaya. Accessed: Jun. 10, 2024. [Online]. Available: <https://www.surabaya.go.id/id/berita/11195/cek-layanan-kesehatan-di-puskesmas-wali-kota-eri-cahyadi-sistem-antrean-harus-dibenahi>
- [7] H. Li, C. Wu, and H. Du, “Research on a Sentiment Analysis Model Based on RoBERTa Integrating Bidirectional Gated Recurrent Networks and Multi-Head Attention,” in *2024 5th International Conference on Machine Learning and Computer Application (ICMLCA)*, IEEE, Oct. 2024, pp. 155–159. doi: 10.1109/ICMLCA63499.2024.10753718.
- [8] X. Guo, “Sentiment Analysis Based on RoBERTa for Amazon Review: An Empirical Study on Decision Making,” *arXivLabs*, 2024.

- [9] Mentsiev, Nguyen, and Zaripova, "Comparative Analysis of the Performance of VADER NLTK and RoBERTa in the Context of Sentiment Analysis," *Devices and Systems. Management, Control, Diagnostics*, no. 11, Nov. 2023, doi: 10.25791/pribor.11.2023.1451.
- [10] P. Ghasiya and K. Okamura, "Investigating COVID-19 News Across Four Nations: A Topic Modeling and Sentiment Analysis Approach," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 36645–36656, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3062875.
- [11] M. Wankhade, A. C. S. Rao, and C. Kulkarni, "A Survey on Sentiment Analysis Methods, Applications, and Challenges," *Artif Intell Rev*, vol. 55, no. 7, pp. 5731–5780, Oct. 2022, doi: 10.1007/s10462-022-10144-1.
- [12] I. Jolliffe, "A 50-Year Personal Journey Through Time with Principal Component Analysis," *J Multivar Anal*, vol. 188, Mar. 2022, doi: 10.1016/j.jmva.2021.104820.
- [13] M. Arief and M. B. M. Deris, "Text Preprocessing Impact for Sentiment Classification in Product Review," in *6th International Conference on Informatics and Computing*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2021. doi: 10.1109/ICIC54025.2021.9632884.
- [14] L. Hickman, S. Thapa, L. Tay, M. Cao, and P. Srinivasan, "Text Preprocessing for Text Mining in Organizational Research: Review and Recommendations," *Organ Res Methods*, vol. 25, no. 1, pp. 114–146, Jan. 2022, doi: 10.1177/1094428120971683.
- [15] Y. Hong and X. Shao, "Emotional Analysis of Clothing Product Reviews Based on Machine Learning," in *2021 3rd International Conference on Applied Machine Learning (ICAML)*, IEEE, Jul. 2021, pp. 398–401. doi: 10.1109/ICAML54311.2021.00090.
- [16] S. Kausar, X. Huahu, W. Ahmad, and M. Y. Shabir, "A Sentiment Polarity Categorization Technique for Online Product Reviews," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 3594–3605, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2963020.
- [17] P. Mukherjee, Y. Badr, S. Doppalapudi, S. M. Srinivasan, R. S. Sangwan, and R. Sharma, "Effect of Negation in Sentences on Sentiment Analysis and Polarity Detection," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2021, pp. 370–379. doi: 10.1016/j.procs.2021.05.038.
- [18] A. Onan, "Sentiment Analysis on Product Reviews Based on Weighted Word Embeddings and Deep Neural Networks," *Concurr Comput*, vol. 33, no. 23, Dec. 2021, doi: 10.1002/cpe.5909.
- [19] E. Araslanov, E. Komotskiy, and E. Agbozo, "Assessing the Impact of Text Preprocessing in Sentiment Analysis of Short Social Network Messages in the Russian Language," in *International Conference on Data Analytics for Business and Industry: Way Towards a Sustainable Economy, ICDABI*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Oct. 2020. doi: 10.1109/ICDABI51230.2020.9325654.
- [20] Arpita, P. Kumar, and K. Garg, "Data Cleaning of Raw Tweets for Sentiment Analysis," in *International Conference on Computing, Analytics and Networks*, 2020, pp. 273–276. doi: 10.1109/Indo-TaiwanICAN48429.2020.9181326.
- [21] F. Firmansyah *et al.*, "Comparing Sentiment Analysis of Indonesian Presidential Election 2019 with Support Vector Machine and K-Nearest Neighbor Algorithm," in *International Conference on Computing, Engineering, and Design*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Oct. 2020. doi: 10.1109/ICCED51276.2020.9415767.
- [22] Y. F. Faidha, G. F. Shidik, and A. Z. Fanani, "Study Comparison Stemmer to Optimize Text Preprocessing in Sentiment Analysis Indonesian E-Commerce Reviews," in *International Conference on Data Analytics for Business and Industry*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2021, pp. 135–139. doi: 10.1109/ICDABI53623.2021.9655867.
- [23] M. Noor Fauzy and Kusriani, "Chatbot menggunakan Metode Fuzzy String Matching sebagai Virtual Assistant pada Pusat Layanan Informasi Akademik," *Jurnal INFORMA Politeknik Indonusa Surakarta*, vol. 5, pp. 2442–7942, 2019.
- [24] H. Kyung Yu and J. Gon Kim, "Indoor Positioning by Weighted Fuzzy Matching in Lifi Based Hospital Ward Environment," *J Phys Conf Ser*, vol. 1487, no. 1, Apr. 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1487/1/012010.
- [25] M. R. Romadhon and F. Kurniawan, "A Comparison of Naive Bayes Methods, Logistic Regression and KNN for Predicting Healing of Covid-19 Patients in Indonesia," in *East Indonesia Conference on Computer and Information Technology*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Apr. 2021, pp. 41–44. doi: 10.1109/EIConCIT50028.2021.9431845.

- [26] A. Barushka and P. Hajek, "The Effect of Text Preprocessing Strategies on Detecting Fake Consumer Reviews," in *ACM International Conference Proceeding Series*, Association for Computing Machinery, Nov. 2019, pp. 13–17. doi: 10.1145/3383902.3383908.
- [27] U. Naseem, I. Razzak, and P. W. Eklund, "A Survey of Pre-Processing Techniques to Improve Short-Text Quality: a Case Study on Hate Speech Detection on Twitter," *Multimed Tools Appl*, vol. 80, no. 28–29, pp. 35239–35266, Nov. 2020, doi: 10.1007/s11042-020-10082-6.
- [28] E. Kauffmann, J. Peral, D. Gil, A. Ferrández, R. Sellers, and H. Mora, "A Framework for Big Data Analytics in Commercial Social Networks: a Case Study on Sentiment Analysis and Fake Review Detection for Marketing Decision-Making," *Industrial Marketing Management*, 2019, doi: 10.1016/j.indmarman.2019.08.003.
- [29] M. Birjali, M. Kasri, and A. Beni-Hssane, "A Comprehensive Survey on Sentiment Analysis: Approaches, Challenges and Trends," *Knowl Based Syst*, vol. 226, Aug. 2021, doi: 10.1016/j.knosys.2021.107134.
- [30] E. Sutoyo, A. P. Rifai, A. Risnumawan, and M. Saputra, "A Comparison of Text Weighting Schemes on Sentiment Analysis of Government Policies: a Case Study of Replacement of National Examinations," *Multimed Tools Appl*, vol. 81, no. 5, pp. 6413–6431, Feb. 2022, doi: 10.1007/s11042-022-11900-9.
- [31] T. Hevianto Saputro and A. Hermawan, "The Accuracy Improvement of Text Mining Classification on Hospital Review through The Alteration in The Preprocessing Stage," 2021. doi: <https://doi.org/10.24203/ijcit.v10i4.138>.
- [32] M. K. Delimayanti, R. Sari, M. Laya, M. R. Faisal, Pahrul, and R. F. Naryanto, "The Effect of Pre-Processing on the Classification of Twitter's Flood Disaster Messages using Support Vector Machine Algorithm," in *Proceedings of ICAE 2020 - 3rd International Conference on Applied Engineering*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Oct. 2020. doi: 10.1109/ICAE50557.2020.9350387.
- [33] X. Wang, S. Xue, J. Liu, J. Zhang, J. Wang, and J. Zhou, "Sentiment Classification Based on RoBERTa and Data Augmentation," in *2023 IEEE 9th International Conference on Cloud Computing and Intelligent Systems (CCIS)*, IEEE, Aug. 2023, pp. 260–264. doi: 10.1109/CCIS59572.2023.10263002.
- [34] K. L. Tan, C. P. Lee, and K. M. Lim, "RoBERTa-GRU: A Hybrid Deep Learning Model for Enhanced Sentiment Analysis," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 6, p. 3915, Mar. 2023, doi: 10.3390/app13063915.
- [35] I. Prasetyo, "Teknik Analisis Data dalam Research and Development," Yogyakarta, 2020. Accessed: Jun. 10, 2024. [Online]. Available: https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/48117245/teknik-analisis-data-dalam-research-and-development-libre.pdf?1471437999=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DTeknik_analisis_data_dalam_research_and.pdf&Expires=1734362609&Signature=PAAoiF0fmxfyuDmq-fc2LxPuGc6PMU-sp4wB720k107VvNpHV3ZlaoRVT2zDtJpYsjGm1DpvDKEMLawSPwfe1-4CSVaD8QxqagL~BaTPMGJg8qNWlnHO5ajdwU3d4BFPaph1beI1DHmQoK3~x4x-i9kvJ7ye5kLUN93pBy6NxUFQNOcJ4IWjDLOK8u5oKn95TnK-Lu4rlO4tKnyN9NwIcuPJ9FofFBP6FAc5-YkGFTYpCBYspwIypqrppC0JjMCZBuuOwVDE8YK-q1pAlcb5bQk9I3OmICSnpRNsZczuP46g60TrqYoSzW3e3CjJlmlmpxiBVwwQ1COq60g~xk2WA__&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA
- [36] M. E. Khoibur *et al.*, *Sains Data: Strategi, Teknik, dan Model Analisis Data*. Bandung: Kaizen Media Publishing, 2023.
- [37] Y. Asri, D. Kuswardani, L. F. M. Horhoruw, and S. A. Ramadhana, *Machine Learning & Deep Learning: Analisis Sentimen Menggunakan Ulasan Pengguna Aplikasi*, 1st ed. Ponorogo: Uwais Inspirasi Indonesia, 2024.
- [38] M. Riyyan and H. Firdaus, "Perbandingan Algoritme Naive Bayes dan KNN terhadap Data Penerimaan Beasiswa (Studi Kasus Lembaga Beasiswa Baznas Jabar)," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Elektronik*, vol. 5, no. 1, pp. 1–10, Apr. 2022, doi: 10.36595/jire.v5i1.547.