

PERSEPSI MASYARAKAT MENGENAI ISU PENGHAPUSAN KELAS BPJS MENGGUNAKAN K-NEAREST NEIGHBOR

Eka Patma Rahmamsyah¹⁾, Ratu Mutiara Siregar^{2)*}

¹⁾BPJS Kesehatan, Jakarta Pusat, Indonesia

¹⁾Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Sumatera Utara

¹⁾eka.p.rahmamsyah@gmail.com, ²⁾ratumutiara@student.usu.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh perubahan kebijakan BPJS Kesehatan terkait penghapusan kelas layanan dan penerapan KRIS yang menimbulkan beragam respons publik di media sosial, khususnya YouTube. Penelitian bertujuan menganalisis persepsi masyarakat terhadap kebijakan tersebut serta mengevaluasi efektivitas algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dalam klasifikasi sentimen. Metode penelitian dilakukan melalui studi literatur, pengumpulan data komentar YouTube dari kanal Liputan6 dan CNN menggunakan Netlytic, serta praolahan data yang meliputi cleansing, case folding, tokenisasi, stopword removal, dan stemming. Dataset yang dianalisis berjumlah 2.200 komentar, kemudian diklasifikasikan ke dalam sentimen positif, negatif, dan netral menggunakan KNN. Hasil penelitian menunjukkan bahwa komentar masyarakat didominasi sentimen negatif, terutama terkait kekhawatiran kenaikan iuran, ketidakadilan layanan, dan ketidakjelasan prosedur transisi BPJS ke KRIS. Evaluasi model KNN menunjukkan precision kelas negatif sebesar 1,00, tetapi recall kelas negatif rendah, yaitu 0,07, dengan F1-score keseluruhan 0,19, sehingga performa model belum optimal. Kesimpulannya, analisis sentimen berbasis KNN dapat memberikan gambaran awal persepsi publik terhadap kebijakan BPJS, tetapi masih memerlukan penyempurnaan pada representasi fitur dan parameter model agar hasil klasifikasi lebih akurat.

Abstract. This study is motivated by changes in BPJS Kesehatan policy regarding the elimination of service classes and the implementation of KRIS, which have generated diverse public responses on social media, particularly YouTube. The study aims to analyze public perceptions of the policy and evaluate the effectiveness of the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm for sentiment classification. The research method involved a literature review, collection of YouTube comments from the Liputan6 and CNN channels using Netlytic, and data preprocessing, including cleansing, case folding, tokenization, stopword removal, and stemming. A total of 2,200 comments were analyzed and classified into positive, negative, and neutral sentiments using KNN. The results show that public comments were dominated by negative sentiment, mainly related to concerns about increased contribution fees, perceived service inequity, and unclear transition procedures from BPJS to KRIS. The KNN model evaluation showed a negative-class precision of 1.00, but a low negative-class recall of 0.07, with an overall F1-score of 0.19,

Sejarah Artikel

Dimasukkan : 12 Januari 2026
Direview : 28 Januari 2026
Diterima : 10 Februari 2026
Disetujui : 27 Februari 2026

Kata-kata Kunci:

Analisis Sentimen, BPJS, K-Nearest Neighbor

Article History

Submitted : January 12, 2026
Reviewed : January 28, 2026
Accepted : February 10, 2026
Published : February 27, 2026

Keywords:

Sentiment Analysis, BPJS, K-Nearest Neighbor,

indicating that the model performance was not yet optimal. In conclusion, KNN-based sentiment analysis can provide an initial overview of public perceptions of BPJS policy changes, but further improvement in feature representation and model parameter tuning is needed to achieve more accurate classification results.

PENDAHULUAN

BPJS Kesehatan merupakan badan hukum publik di Indonesia yang memiliki mandat untuk menyelenggarakan jaminan pelayanan kesehatan bagi seluruh masyarakat. Keberadaan BPJS Kesehatan menjadi bagian penting dari upaya negara dalam menjamin hak warga atas pelayanan kesehatan yang layak dan merata. Landasan konstitusionalnya tercantum dalam Undang-Undang Dasar 1945, khususnya pasal yang menegaskan hak setiap warga negara untuk memperoleh kesejahteraan dan layanan kesehatan. Selain itu, negara juga berkewajiban menyediakan fasilitas pelayanan kesehatan dan fasilitas publik yang memadai. Melalui peran tersebut, BPJS Kesehatan diharapkan mampu mendukung upaya pencegahan, pengobatan, pemeliharaan, dan peningkatan derajat kesehatan masyarakat.

Dalam perkembangannya, kebijakan BPJS Kesehatan terus mengalami penyesuaian, termasuk wacana penghapusan kelas layanan dan perubahan struktur penamaan layanan. Kebijakan ini memunculkan perhatian luas karena menyangkut akses pelayanan kesehatan yang dirasakan langsung oleh masyarakat. Salah satu tujuan utama kebijakan tersebut adalah menyederhanakan mekanisme pelayanan serta memperkuat prinsip keadilan sosial dalam sistem jaminan kesehatan nasional. Namun, perubahan kebijakan yang bersifat strategis sering kali memunculkan beragam tanggapan dari masyarakat. Perbedaan persepsi tersebut penting untuk dikaji karena dapat memengaruhi tingkat kepercayaan publik terhadap program BPJS Kesehatan.

Media sosial, khususnya YouTube, menjadi salah satu ruang utama bagi masyarakat untuk menyampaikan pendapat terhadap isu penghapusan kelas BPJS. Komentar yang muncul pada platform tersebut mencerminkan respons publik yang beragam, mulai dari dukungan, kritik, hingga sikap netral. Banyaknya komentar yang tersebar membuat analisis manual menjadi kurang efisien dan berpotensi menimbulkan subjektivitas, sehingga analisis sentimen berbasis komputasi menjadi pendekatan yang relevan untuk mengelompokkan opini masyarakat secara sistematis, sebagaimana telah banyak diterapkan pada berbagai isu publik dan platform digital (Kusuma & Cahyono, 2023; Lailany & Lestari, 2024; Diantoro et al., 2023; Geni et al., 2023). Dalam penelitian ini, klasifikasi sentimen dilakukan ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral.

Sejumlah penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa analisis sentimen pada isu kesehatan dan kebijakan publik dapat menghasilkan performa klasifikasi yang baik dengan

berbagai algoritma. Pada konteks BPJS, pendekatan Support Vector Machine telah digunakan untuk menganalisis sentimen terkait kenaikan tarif dan menunjukkan kinerja klasifikasi yang kompetitif (Dharmapatni & Merawati, 2020). Penelitian lain pada domain layanan kesehatan digital juga membandingkan beberapa algoritma, termasuk Naive Bayes, Support Vector Machine, dan K-Nearest Neighbors, serta menunjukkan adanya perbedaan performa antar metode (Indrayuni et al., 2021). Selain itu, studi pada komentar media sosial di sektor lain juga memperlihatkan bahwa KNN tetap relevan untuk klasifikasi sentimen, baik sebagai metode utama maupun sebagai pembanding terhadap model lain (Kurniawan et al., 2024).

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini berfokus pada analisis persepsi masyarakat terhadap isu penghapusan kelas BPJS dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor. Pemilihan metode K-Nearest Neighbor didasarkan pada kemampuannya dalam melakukan klasifikasi data berdasarkan kedekatan karakteristik antar data, serta penggunaannya yang telah terbukti pada berbagai studi analisis sentimen dan klasifikasi teks di beragam topik, seperti vaksinasi, isu Omicron, opini harga BBM, dan klasifikasi berita (Apriliani et al., 2023; Firdaus, 2022; Budianti et al., 2024; Fauziah et al., 2018). Penelitian ini tidak hanya bertujuan untuk mengidentifikasi kecenderungan sentimen publik, tetapi juga untuk mengevaluasi efektivitas metode K-Nearest Neighbor dalam konteks analisis sentimen kebijakan publik. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai penerimaan masyarakat terhadap perubahan kebijakan BPJS. Selain itu, temuan penelitian ini dapat menjadi masukan bagi pemerintah dan pemangku kepentingan dalam merumuskan kebijakan yang lebih responsif terhadap persepsi publik.

METODE PENELITIAN

Analisis terhadap pandangan masyarakat mengenai isu penghapusan kelas BPJS menjadi fokus utama penelitian ini dan dilaksanakan melalui tahapan metodologis yang sistematis. Proses penelitian diawali dengan studi literatur untuk membangun landasan konseptual dan metodologis, kemudian dilanjutkan dengan pengumpulan data mentah dari kolom komentar YouTube. Data yang terkumpul selanjutnya melalui tahapan rekayasa data dan praolahan untuk menghilangkan elemen yang tidak relevan serta meningkatkan kualitas data teks. Setelah itu, data dianalisis menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN) untuk mengklasifikasikan sentimen ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Hasil klasifikasi kemudian dievaluasi untuk menilai tingkat ketepatan metode yang digunakan. Pada tahap akhir, penelitian menyusun kesimpulan yang merangkum persepsi masyarakat terhadap kebijakan penghapusan kelas BPJS. Alur metodologi penelitian ini disajikan pada Gambar 1.

Studi literatur digunakan sebagai fondasi utama dalam penelitian ini untuk

memperoleh kerangka teoritis dan pemahaman awal terhadap topik yang dikaji. Melalui studi literatur, peneliti mengumpulkan informasi, konsep, dan bukti empiris dari berbagai sumber yang relevan, seperti buku referensi, artikel ilmiah, serta hasil penelitian terdahulu. Tahap ini dimulai dengan mengidentifikasi topik dan permasalahan penelitian, kemudian dilanjutkan dengan penelusuran sumber pustaka yang sesuai. Informasi yang diperoleh dari proses tersebut digunakan untuk memperkuat dasar analisis, menentukan pendekatan klasifikasi data, serta mendukung pemecahan masalah penelitian. Dengan demikian, studi literatur berfungsi sebagai acuan penting dalam penyusunan seluruh tahapan penelitian.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma K-Nearest Neighbor (KNN), yaitu salah satu algoritma nonparametrik yang umum digunakan dalam data mining untuk tugas klasifikasi maupun regresi. Dalam konteks penelitian ini, KNN dimanfaatkan untuk mengklasifikasikan sentimen komentar masyarakat berdasarkan kemiripan karakteristik data. Prinsip kerja KNN adalah menyimpan data pelatihan sebagai contoh, kemudian membandingkan data baru dengan data pelatihan tersebut untuk menentukan kelas yang paling sesuai. Proses klasifikasi dilakukan dengan menghitung jarak antara data baru dan data latih, lalu memilih sejumlah tetangga terdekat sesuai nilai K yang telah ditentukan. Selanjutnya, kelas mayoritas dari tetangga terdekat tersebut digunakan sebagai hasil klasifikasi data baru. Dalam implementasinya, setiap data direpresentasikan dalam ruang multidimensi, dengan masing-masing dimensi mewakili fitur atau karakteristik tertentu dari data teks.

Pengumpulan data dilakukan melalui proses crawling, yaitu teknik pengambilan data secara otomatis dari internet berdasarkan kata kunci yang ditentukan. Proses ini dijalankan oleh perangkat lunak crawler yang dirancang untuk menjelajahi halaman web dan mengekstraksi konten yang relevan. Setelah data yang dibutuhkan berhasil diidentifikasi, akuisisi dataset dilakukan menggunakan aplikasi Netlytic. Aplikasi ini digunakan untuk mengambil komentar dari platform YouTube sebagai sumber data penelitian. Data komentar yang dikumpulkan berasal dari konten yang dipublikasikan oleh kanal Liputan 6 dan CNN. Pemilihan sumber tersebut didasarkan pada relevansinya dengan isu penghapusan kelas BPJS serta tingginya partisipasi masyarakat dalam memberikan tanggapan.

Tahap praolahan data (pre-processing) merupakan langkah penting yang dilakukan sebelum proses analisis sentimen. Tahapan ini bertujuan untuk membersihkan dan menyiapkan data teks agar lebih terstruktur, konsisten, dan mudah dianalisis. Dalam penelitian ini, proses praolahan meliputi cleansing, case folding, tokenizing, stopword removal, dan stemming. Setiap tahapan memiliki fungsi yang saling melengkapi dalam meningkatkan kualitas data teks. Dengan praolahan yang baik, hasil klasifikasi sentimen diharapkan menjadi lebih akurat dan representatif. Rangkaian proses praolahan ini juga

membantu mengurangi noise yang dapat mengganggu kinerja algoritma KNN.

Cleansing merupakan proses pembersihan data teks dengan menghapus karakter yang tidak relevan, seperti tanda baca, angka, simbol, dan karakter khusus lainnya. Tujuan dari tahap ini adalah mengubah komentar mentah menjadi data yang lebih bersih dan siap untuk diproses lebih lanjut. Setelah cleansing, dilakukan case folding, yaitu proses mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil agar tidak terjadi perbedaan makna akibat variasi huruf kapital dan huruf kecil. Tahap berikutnya adalah tokenizing, yaitu proses memecah kalimat menjadi unit-unit kecil berupa kata atau token. Token yang dihasilkan menjadi dasar untuk analisis lebih lanjut karena setiap token merepresentasikan unsur penting dalam teks. Dengan demikian, ketiga tahapan ini berperan besar dalam membentuk data yang lebih seragam dan terstruktur.

Setelah tokenizing, dilakukan stopword removal untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap analisis sentimen, seperti kata penghubung atau kata yang terlalu sering muncul namun tidak mengandung makna utama. Proses ini bertujuan agar data teks menjadi lebih fokus pada kata-kata yang memiliki nilai informasi. Tahap selanjutnya adalah stemming, yaitu proses mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk kata dasar dengan cara menghapus awalan, sisipan, atau akhiran. Stemming dilakukan untuk menyederhanakan variasi bentuk kata sehingga kata-kata yang memiliki akar makna sama dapat diperlakukan sebagai satu bentuk yang seragam. Hasil dari proses ini adalah data teks yang lebih ringkas, bermakna, dan efektif untuk digunakan dalam klasifikasi sentimen. Melalui tahapan stopword removal dan stemming, kualitas representasi teks menjadi lebih baik sehingga mendukung peningkatan performa analisis menggunakan KNN.

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa komentar dari YouTube dengan kata kunci pencarian penghapusan kelas BPJS. Data diperoleh dengan memanfaatkan aplikasi Netlytic untuk mengekstraksi dan mengonversi komentar menjadi berkas berformat CSV. Jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebanyak 2.200 komentar. Tahap awal penelitian dilakukan melalui proses pengumpulan data (crawling). Hasil perolehan data dari proses crawling tersebut disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengumpulan Data (Menampilkan 5 Data)

No	Komentar
1	Bukannya memperbaiki kelas 3, ini malah menstandarkan semua kelas dengan iuran berbeda. Maaf, saya merasa rugi membayar kelas 1.
2	Kalau BPJS gratis dihapuskan, bagaimana cara penggantian kartu BPJS ke KRIS?
3	Kalau yang PBI tetap gratis?
4	Berharap iurannya tidak naik.
5	Ini justru membuat iuran yang tadinya kelas 3 menjadi mahal.

Berdasarkan hasil crawling yang ditampilkan pada Tabel 1, komentar masyarakat menunjukkan beragam respons terhadap isu penghapusan kelas BPJS dan penerapan KRIS. Sebagian komentar mencerminkan ketidakpuasan, terutama terkait kekhawatiran bahwa standarisasi layanan masih diikuti perbedaan iuran, sehingga dianggap merugikan peserta tertentu. Selain itu, terdapat pula pertanyaan mengenai mekanisme administratif, seperti proses penggantian kartu BPJS ke KRIS serta kejelasan status kepesertaan PBI. Komentar lainnya menyoroti harapan agar kebijakan baru tidak diikuti kenaikan iuran. Secara umum, data awal ini menunjukkan variasi sentimen publik, dengan kecenderungan perhatian utama pada aspek finansial dan prosedural dari perubahan kebijakan.

Tahap pertama dalam pre-processing adalah case folding, yaitu mengubah seluruh huruf pada dokumen menjadi huruf kecil agar penulisan seragam. Proses ini diperlukan karena data hasil crawling biasanya masih tidak konsisten dalam penggunaan huruf besar dan huruf kecil. Setelah itu, teks dinormalisasi, tanda baca dihapus, dan ejaan dirapikan agar data lebih bersih dan terstruktur.

Hasil pre-processing menunjukkan bahwa komentar menjadi lebih mudah dipahami dan siap digunakan untuk analisis sentimen. Mayoritas tanggapan masyarakat cenderung bernada negatif, terutama terkait kenaikan iuran dan ketidakadilan bagi peserta kelas 1 dan kelas 3. Selain itu, muncul pertanyaan tentang mekanisme transisi dari BPJS ke KRIS serta kejelasan status peserta PBI. Dengan data yang sudah dibersihkan, analisis sentimen dapat dilakukan dengan lebih akurat.

Tokenisasi merupakan proses pemecahan kalimat menjadi unit-unit leksikal yang lebih kecil, biasanya berupa kata, sehingga teks dapat diolah secara sistematis. Tahap ini penting untuk menghitung dan mengenali unsur pembentuk kalimat dalam kumpulan data. Hasil tokenisasi berupa deretan kata tunggal, sehingga frasa yang terdiri atas dua kata atau lebih akan terpisah menjadi beberapa token. Setelah itu, dilakukan stopword removing, yaitu penghapusan kata-kata umum yang kurang memberikan makna penting dalam analisis, seperti kata penghubung dan kata tugas. Langkah ini bertujuan meningkatkan efisiensi dan ketepatan analisis, terutama dalam analisis sentimen. Selanjutnya, dilakukan stemming untuk mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar agar variasi bentuk kata dapat diseragamkan

dan proses analisis menjadi lebih akurat.

Representasi word cloud digunakan sebagai teknik visualisasi dalam penambahan teks untuk menampilkan kata-kata yang paling sering muncul dalam data. Metode ini memudahkan pembaca memahami pola umum dalam kumpulan teks secara cepat dan visual. Prinsip kerjanya sederhana, yaitu semakin sering suatu kata muncul, semakin besar ukuran kata tersebut pada visualisasi. Dengan demikian, word cloud membantu menonjolkan istilah-istilah dominan yang dapat menjadi indikator awal dalam memahami topik atau kecenderungan isi data.

Setelah tahap evaluasi data, dilakukan pengujian analisis sentimen dengan menggunakan beberapa contoh kalimat yang mewakili sentimen positif dan negatif. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan komentar sesuai kecenderungan sentimennya. Secara umum, komentar negatif lebih banyak muncul, terutama terkait penghapusan kelas BPJS yang dianggap tidak adil dan berdampak pada kenaikan iuran. Sementara itu, komentar positif umumnya menyoroti manfaat dan kinerja BPJS yang dinilai baik. Temuan ini menunjukkan bahwa kebijakan perubahan sistem BPJS masih menimbulkan pro dan kontra di masyarakat.

Tabel 2. Hasil Pengujian

No	Komentar	Analisis
1	Untuk apa dihapus kalau sama saja kelasnya	Negatif
2	BPJS sangat membantu	Positif
3	Penghapusan kelas jadi tidak adil	Negatif
4	Ini sih iuran malah makin mahal	Negatif
5	Sejauh ini BPJS bekerja sangat baik	Positif

Setelah data uji dipisahkan, model KNN dievaluasi menggunakan metrik precision, recall, dan F1-score. Hasil menunjukkan bahwa model memiliki precision sangat tinggi pada kelas negatif, tetapi recall pada kelas negatif sangat rendah. Artinya, ketika model memprediksi komentar negatif, prediksinya cenderung tepat, tetapi model masih banyak gagal mengenali seluruh komentar negatif yang sebenarnya. Nilai accuracy yang rendah juga menunjukkan bahwa performa model secara keseluruhan masih perlu ditingkatkan.

Tabel 3. Hasil Klasifikasi KNN

Metrik	Positif	Negatif	Accuracy
Precision	0.15	1.00	-
Recall	1.00	0.07	-
F1-Score	0.24	0.13	0.19

Pembahasan

Berdasarkan hasil pengumpulan data, komentar masyarakat pada isu penghapusan kelas BPJS dan penerapan KRIS menunjukkan adanya perhatian yang kuat terhadap dampak kebijakan pada peserta. Pola respons yang muncul tidak hanya berisi penilaian terhadap substansi kebijakan, tetapi juga pertanyaan mengenai mekanisme administratif yang harus dijalani peserta. Hal ini menunjukkan bahwa masyarakat menilai kebijakan bukan hanya dari tujuan normatifnya, tetapi juga dari konsekuensi praktis yang dirasakan secara langsung, terutama pada layanan kesehatan yang memang sangat sensitif terhadap aspek akses dan tata kelola pelayanan (Rinaldo et al., 2022). Fokus utama komentar terlihat pada aspek iuran, keadilan layanan, dan kepastian status kepesertaan, terutama bagi kelompok tertentu seperti peserta PBI. Temuan ini sejalan dengan kecenderungan opini publik pada isu kebijakan yang banyak diekspresikan melalui media sosial dan memunculkan spektrum sentimen yang beragam (Wijaya et al., 2021). Dengan demikian, analisis sentimen pada konteks BPJS relevan untuk menangkap persepsi publik secara lebih sistematis, sebagaimana juga ditunjukkan pada penelitian sentimen layanan BPJS sebelumnya (Puspita & Widodo, 2021).

Tahap praolahan data dalam penelitian ini berperan penting dalam meningkatkan kualitas teks sebelum dilakukan klasifikasi sentimen. Proses case folding, normalisasi, pembersihan tanda baca, tokenisasi, stopword removal, dan stemming membuat data komentar menjadi lebih seragam dan mudah diolah. Tanpa tahapan ini, variasi penulisan, karakter tidak relevan, serta bentuk kata yang tidak konsisten dapat menurunkan akurasi model klasifikasi, sejalan dengan prinsip umum dalam data mining bahwa kualitas data awal sangat memengaruhi kualitas hasil analisis (Prasetya et al., 2023). Hasil praolahan juga memperlihatkan bahwa sebagian besar komentar tetap mempertahankan muatan makna utama, terutama yang berkaitan dengan iuran, kelas layanan, dan KRIS. Kondisi ini menunjukkan bahwa proses pembersihan tidak menghilangkan informasi penting, tetapi justru memperjelas pola opini yang terkandung dalam data. Secara konseptual, kebutuhan akan teks yang terstruktur dan konsisten juga selaras dengan pendekatan analisis otomatis pada dokumen kebijakan yang menuntut representasi data yang rapi agar evaluasi dapat dilakukan dengan baik (Sánchez et al., 2021).

Penggunaan representasi word cloud memberikan gambaran awal yang efektif mengenai kata-kata dominan dalam kumpulan komentar. Visualisasi ini membantu mengidentifikasi tema pembahasan utama masyarakat, seperti iuran, kelas, BPJS, KRIS, dan istilah lain yang berkaitan dengan perubahan layanan. Dominasi kata-kata tersebut sejalan dengan hasil pembacaan komentar yang menekankan kekhawatiran pada aspek biaya dan prosedur. Meskipun word cloud tidak dapat menunjukkan konteks kalimat secara penuh, teknik ini tetap bermanfaat sebagai alat eksplorasi awal untuk memahami kecenderungan topik.

Dalam penelitian ini, word cloud dapat berfungsi sebagai pelengkap analisis kuantitatif karena memberikan representasi visual yang mudah dipahami. Pemanfaatan visualisasi serupa juga telah digunakan dalam analisis sentimen isu kebijakan kesehatan untuk membantu membaca pola diskursus publik secara ringkas (Tupari et al., 2023).

Hasil pengujian contoh komentar menunjukkan bahwa model mampu membedakan komentar bernada positif dan negatif sesuai konteks kalimat. Komentar yang memuat kritik terhadap penghapusan kelas dan kekhawatiran kenaikan iuran diklasifikasikan sebagai negatif, sedangkan komentar yang menilai BPJS membantu masyarakat diklasifikasikan sebagai positif. Secara substantif, hasil ini mencerminkan kondisi opini publik yang masih terbelah antara pengakuan manfaat BPJS dan penolakan terhadap sebagian perubahan kebijakan, dan pola semacam ini juga banyak ditemukan pada studi KNN di berbagai domain layanan dan kebijakan (Mara et al., 2021; Rahayu et al., 2022; Rahmiati et al., 2020). Namun, evaluasi model KNN pada data uji memperlihatkan ketimpangan performa antar kelas, terutama pada metrik precision dan recall. Precision yang tinggi pada kelas negatif menunjukkan bahwa prediksi negatif model cenderung tepat, tetapi recall yang rendah mengindikasikan masih banyak komentar negatif yang tidak berhasil dikenali. Kondisi ini menunjukkan bahwa meskipun KNN cukup efektif menangkap pola kedekatan teks, kemampuan model dalam membedakan nuansa sentimen belum merata pada semua kategori, terutama jika pola emosi atau ekspresi bahasa lebih kompleks (Zamsuri et al., 2023).

Kondisi performa KNN yang belum optimal dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti ketidakseimbangan distribusi kelas, keterbatasan representasi fitur teks, dan pemilihan nilai K yang belum paling sesuai. Jika jumlah komentar pada satu kelas jauh lebih dominan, model cenderung bias dalam proses prediksi dan sulit mengenali kelas lain secara konsisten. Selain itu, representasi teks yang sederhana dapat membuat model kurang mampu menangkap konteks semantik, terutama pada komentar pendek atau ambigu. Temuan ini selaras dengan penelitian perbandingan algoritma yang menunjukkan bahwa performa KNN dapat berbeda cukup jauh dibanding metode lain tergantung karakteristik data dan skenario klasifikasi yang digunakan (Muhidin & Wibowo, 2020). Oleh karena itu, penelitian ini menunjukkan bahwa KNN dapat digunakan sebagai pendekatan awal, tetapi masih memerlukan penyempurnaan melalui penyeimbangan data, optimasi parameter K, dan pengayaan fitur teks. Upaya pengayaan fitur seperti seleksi fitur atau pembobotan yang lebih tepat juga berpotensi meningkatkan kinerja KNN, sebagaimana ditunjukkan pada pengembangan model KNN dengan fitur yang dioptimalkan pada penelitian sebelumnya (Purnamawati et al., 2023).

KESIMPULAN

Penelitian yang mengkaji opini publik terhadap kebijakan penghapusan kelas dan penyesuaian tarif BPJS dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) menunjukkan temuan yang penting. Hasil analisis sentimen memperlihatkan bahwa nilai sentimen positif berada pada angka 0,13, sedangkan sentimen negatif mencapai 1,00, yang menunjukkan bahwa model sangat baik dalam mengenali komentar bernada penolakan. Secara umum, temuan ini mengindikasikan bahwa mayoritas masyarakat cenderung menolak kebijakan tersebut karena dinilai berpotensi menimbulkan ketidakadilan, terutama bagi kelompok masyarakat berpenghasilan rendah yang akan terdampak langsung oleh kenaikan iuran. Komentar bernada negatif umumnya memuat kekhawatiran terhadap meningkatnya beban finansial serta ketidakjelasan prosedur transisi dari sistem kelas sebelumnya. Data dalam penelitian ini dikumpulkan melalui proses penyaringan komentar pada kanal YouTube Liputan6 dengan total 2.200 komentar yang kemudian diproses untuk analisis. Pemilihan metode KNN didasarkan pada kemampuannya yang cukup baik dalam klasifikasi teks dan penggunaannya yang telah terbukti pada penelitian sebelumnya. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi bahan pertimbangan bagi pembuat kebijakan dalam mengevaluasi sistem BPJS agar kebijakan yang dihasilkan lebih adil, proporsional, dan dapat diterima oleh masyarakat.

DAFTAR PUSTAKA

- Apriliani, D., Susanto, A., Hidayattullah, M. F., & Sasmito, G. W. (2023). Sentimen analisis pandangan masyarakat terhadap vaksinasi Covid-19 menggunakan K-Nearest Neighbors. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 8(1), 34–37. <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i1.4759>
- Budianti, R. P. N., Marvyna, H. C., & Sukaridhoto, S. (2024). Analyzing Twitter users' sentiments on the surge of fuel oil prices in Indonesia using the K-Nearest Neighbor algorithm. *E3S Web of Conferences*, 482, 2004. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202448202004>
- Diantoro, K., Soderi, A., Rohman, A., & Sitorus, A. T. (2023). Sentiment analysis of public opinion on the 2024 presidential election in Indonesia using Twitter data with the K-NN method. *Digit: Journal of Computer Science Applications*, 1(1), 1–10. <https://doi.org/10.61978/digitus.v1i1.27>
- Dharmapatni, P. M. N., & Merawati, N. L. P. (2020). Penerapan algoritma support vector machine dalam sentimen analisis terkait kenaikan tarif BPJS Kesehatan. *Jurnal Bumigora Information Technology*, 2(2), 105–112. <https://doi.org/10.30812/bite.v2i2.904>
- Firdaus, A. (2022). Aplikasi algoritma K-Nearest Neighbor pada analisis sentimen Omicron Covid-19. *Jurnal Riset Statistika*, 85–92. <https://doi.org/10.29313/jrs.v2i2.1148>

- Fauziah, D. A., Maududie, A., & Nuritha, I. (2018). Klasifikasi berita politik menggunakan algoritma K-nearest Neighbor. *Berkala Sainstek*, 6(2), 106. <https://doi.org/10.19184/bst.v6i2.9256>
- Geni, L., Yulianti, E., & Sensuse, D. I. (2023). Sentiment analysis of tweets before the 2024 elections in Indonesia using BERT language models. *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika*, 9(3), 746–757. <https://doi.org/10.26555/jiteki.v9i3.26490>
- Indrayuni, E., Nurhadi, A., & Kristiyanti, D. A. (2021). Implementasi algoritma Naive Bayes, support vector machine, dan K-Nearest Neighbors untuk analisa sentimen aplikasi Halodoc. *Faktor Exacta*, 14(2), 64. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v14i2.9697>
- Kurniawan, D., Purnomo, H. D., & Iriani, A. (2024). Analisis sentimen komentar konsumen industri jamu di media sosial menggunakan artificial neural network dan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 14(3), 210–223. <https://doi.org/10.21456/vol14iss3pp210-223>
- Kusuma, I. H., & Cahyono, N. (2023). Analisis sentimen masyarakat terhadap penggunaan e-commerce menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 8(3), 302–307. <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i3.5734>
- Lailany, A. A., & Lestari, S. (2024). Analisis sentimen publik terhadap penurunan jumlah pernikahan di Indonesia menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN). *Jurnal Indonesia Manajemen Informatika dan Komunikasi*, 5(3), 3043–3053. <https://doi.org/10.35870/jimik.v5i3.1000>
- Mara, A. T., Sedyono, E., & Purnomo, H. D. (2021). Penerapan algoritma K-Nearest Neighbors pada analisis sentimen metode pembelajaran dalam jaringan (DARING) di Universitas Kristen Wira Wacana Sumba. *Jointer: Journal of Informatics Engineering*, 2(1), 24–31. <https://doi.org/10.53682/jointer.v2i01.30>
- Muhidin, D., & Wibowo, A. (2020). Perbandingan kinerja algoritma support vector machine dan K-Nearest Neighbor terhadap analisis sentimen kebijakan New Normal. *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, 5(2), 153. <https://doi.org/10.30998/string.v5i2.6715>
- Prasetya, M. R. A., Priyatno, A. M., & Nurhaeni, N. (2023). Penanganan imputasi missing values pada data time series dengan menggunakan metode data mining. *Jurnal Informasi dan Teknologi*, 52–62. <https://doi.org/10.37034/jidt.v5i2.324>
- Purnamawati, A., Winarto, M. N., & Mailasari, M. (2023). Analisis sentimen aplikasi TikTok menggunakan metode BM25 dan improved K-NN fitur chi-square. *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, 7(1), 97–105. <https://doi.org/10.31603/komtika.v7i1.8938>
- Puspita, R., & Widodo, A. (2021). Perbandingan metode KNN, decision tree, dan Naïve Bayes terhadap analisis sentimen pengguna layanan BPJS. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 5(4), 646. <https://doi.org/10.32493/informatika.v5i4.7622>
- Rahayu, S., MZ, Y., Bororing, J. E., & Hadiyat, R. (2022). Implementasi metode K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk analisis sentimen kepuasan pengguna aplikasi teknologi

-
- finansial FLIP. *EDUMATIC: Jurnal Pendidikan Informatika*, 6(1), 98–106. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v6i1.5433>
- Rahmiati, R., Irfan, D., Agustin, A., & Hedyati, S. (2020). Aplikasi pengukur tingkat sentimen pelanggan berdasarkan komplain pelanggan PLN menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor. *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 5(2), 332. <https://doi.org/10.35314/isi.v5i2.1467>
- Rinaldo, R. R., Pujiastuti, E., & Sukimin, S. (2022). Implikasi pengaturan sistem rujukan berjenjang terhadap pelayanan kesehatan perorangan. *Semarang Law Review*, 1(1), 1. <https://doi.org/10.26623/slr.v1i1.2345>
- Sánchez, D., Viejo, A., & Batet, M. (2021). *Penilaian otomatis kebijakan privasi berdasarkan GDPR*.
- Tupari, T., Abdullah, S., & Chairani, C. (2023). Visualisasi data analisa sentimen RUU Omnibus Law Kesehatan menggunakan KNN dengan software RapidMiner. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 8(3), 261–268. <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i3.5641>
- Wijaya, T. N., Indriati, R., & Muzaki, M. N. (2021). Analisis sentimen opini publik tentang Undang-Undang Cipta Kerja pada Twitter. *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 3(2), 78–83. <https://doi.org/10.37905/jjee.v3i2.10885>
- Zamsuri, A., Defit, S., & Nurcahyo, G. W. (2023). Classification of multiple emotions in Indonesian text using the K-Nearest Neighbor method. *Journal of Applied Engineering and Technological Science*, 4(2), 1012–1021. <https://doi.org/10.37385/jaets.v4i2.1964>