

PENGGUNAAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER PADA ANALISIS SENTIMEN PENILAIAN MASYARAKAT TERHADAP PELAYANAN RUMAH SAKIT DI MALANG

Tsania Dzulkarnain^{*1}, Dian Eka Ratnawati², Bayu Rahayudi³

^{1,2,3}Universitas Brawijaya, Malang

Email: ¹saniadz@ub.ac.id, ²dian_ilkom@ub.ac.id, ³ubay1@ub.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 03 November 2023, diterima untuk diterbitkan: 30 Oktober 2024)

Abstrak

Peran rumah sakit dalam kehidupan masyarakat sangatlah penting terkait tingkat kepuasan Masyarakat terhadap pelayanan, fasilitas, dan aspek lainnya. Opini dan penilaian masyarakat turut menjadi penilaian terhadap kinerja pelayanan rumah sakit. Pada *Google Maps Reviews* banyak ulasan dari berbagai rumah sakit. Penilaian yang sangat besar dapat kita lihat pada *Google Maps Reviews* akan memakan waktu bagi masyarakat. Keluhan-keluhan Masyarakat disekitar penulis terhadap pelayanan rumah sakit di Malang menjadikan penilaian pelayanan rumah sakit di Malang menjadi objek dari penelitian dasar ini. Penulis memanfaatkan algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan *Cross Validation* untuk mengkategorikan penilaian berdasarkan sentimen positif dan negatif serta aspek agar mempermudah pengkategorian. Aspek yang dipergunakan tersebut adalah aspek penanganan, fasilitas, administrasi, dan biaya. Penulis juga menggunakan analisis *Root Cause* untuk mempermudah masyarakat dan pihak terkait dalam menemukan masalah dan rekomendasi pemecahan masalah. Awalnya data di proses dengan *text preprocessing* lalu pembobotan kata TF-IDF, pelabelan data, penerapan algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan mengambil sentimen negatif untuk menentukan *Root Cause*. Hasil pengujian dengan menggunakan *Cross Validation* dengan *fold* k-9 memiliki nilai *accuracy* 82,97% , *precision* sebesar 83,13%, *recall* 82,93%, dan *f-measure* sebesar 82,92%. Hasil uji dengan menggunakan 20% data tes diperoleh akurasi 90%.

Kata kunci: analisis sentimen, rumah sakit, google maps reviews, ulasan pengunjung, naïve bayes

THE USE OF THE NAÏVE BAYES CLASSIFIER METHOD IN SENTIMENT ANALYSIS OF THE COMMUNITY'S ASSESSMENT OF HOSPITAL SERVICES IN MALANG

Abstract

The role of hospitals in society is crucial in terms of the level of satisfaction that the community derives from their services, facilities, and other aspects. Public opinions and assessments also contribute to evaluating hospital service performance. On *Google Maps Reviews*, there are numerous reviews from various hospitals. A significant evaluation can be observed on *Google Maps Reviews*, which might take time for the community. The complaints of the community around the writer regarding the hospital services in Malang make the assessment of hospital services in Malang the subject of this basic research. The author utilizes the *Naïve Bayes Classifier* algorithm and *Cross Validation* to categorize assessments based on positive and negative sentiments, as well as 4 aspects to facilitate categorization. The author also employs *Root Cause* analysis to aid the public and relevant parties in identifying issues and providing problem-solving recommendations. After processing the data through *text preprocessing* and TF-IDF word weighting, data labeling, applying the *Naïve Bayes Classifier* algorithm, and extracting negative sentiments to determine the *Root Cause* in negative hospital sentiments. Based on this process, applying *Cross Validation* with k-9 folds yields the highest values: an *accuracy* of 82.97%, *precision* of 83.13%, *recall* of 82.93%, and an *f-measure* of 82.92%. Through the sentiment classification and *Cross Validation* process, the accuracy results in 90% for hospital reviews with the highest number of assessments divided into 2 sentiments and 4 aspects: positive and negative sentiments, as well as treatment, facilities, administration, and costs.

Keywords: sentiment analysis, hospitals, google maps reviews, visitor reviews, naïve bayes

1. PENDAHULUAN

Berdasarkan Permenkes No. 147 tahun 2010 tentang Perizinan Rumah Sakit, Institusi yang bergerak dalam bidang pelayanan kesehatan perorangan secara paripurna dengan menyediakan berbagai fasilitas dan pelayanan berupa rawat inap, rawat jalan, dan gawat darurat.

Google Reviews dari *Google Maps* yang mempermudah baik pelaku bisnis, institusi, hingga pengunjung dalam melihat penilaian dari suatu tempat. Penilaian berupa teks dan nilai menjadi tolak ukur kepuasan pengunjung (Haq, 2020). Penilaian masyarakat pada *Google Maps Reviews* dapat dilakukan analisa berdasarkan data yang telah dikumpulkan dengan cara *web scraping*. Pada proses *scraping* akan terjadi *crawling* data sebesar data yang dibutuhkan. *Database* yang telah dikumpulkan mempermudah proses analisis suatu objek.

Pelayanan yang diberikan rumah sakit utamanya memiliki komposisi dua pandangan yaitu positif dan negatif (Mailoa, 2021). Penilaian dari masyarakat melalui *Google Maps Reviews* pada rumah sakit dan masalah dari pelayanan rumah sakit ini sehingga penulis menjadikan permasalahan ini sebagai objek penelitian ini. Total data yang didapat adalah 1000 data yang dilakukan filtrasi pada data mentah sehingga didapat 850 data yang digunakan pada proses penelitian ini.

Berbagai macam metode dalam melakukan pengklasifikasian data yang memiliki kemungkinan untuk diterapkan pada proses klasifikasi data. Penerapan proses klasifikasi data perlu mempertimbangkan efisiensi dari data yang didapatkan. Penelitian dari (Wardani & Erfina, 2021) melakukan analisis sentimen pada tiga layanan konsultasi dokter menggunakan *Naïve Bayes Classifier* berdasarkan hasil penelitiannya didapatkan hasil nilai akurasi paling tinggi yaitu Klik Dokter sebesar 98,57% menggunakan *Naïve Bayes Classifier*.

Penelitian dari (Nabhan, Rahayudi & Ratnawati, 2021) . Penelitian pada opini masyarakat melalui Twitter terkait layanan *Gofood* dan *Goride* menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* dengan hasil akurasi 99,30%. Penelitian dari (Aruan, Rahyudi & Ridok, 2022).

Penelitian ini menggunakan metode yang berbeda dengan penulis yaitu menerapkan metode *Support Vector Machine* dan penghitungan bobot kata menggunakan TF- IDF. Pengujian yang dilakukan menggunakan *Cross Validation* dengan *training* data dengan besaran data 132 dan *test* data sebesar 33 berhasil memperoleh nilai akurasi 88% dan diperoleh juga *recall* 87,5%, *precision* 90% dan *f-measure* 87,5%.

Proses klasifikasi data hingga mendapatkan hasil akurasi dari proses analisis sentimen yang dilakukan dengan metode *Naïve Bayes Classifier* akan digunakan untuk bahan evaluasi dan dapat

menjadi manajemen risiko mutu dari objek penelitian ini. Hasil analisis sentimen ini memerlukan teknik untuk dapat memberikan visualisasi agar lebih mudah mengidentifikasi tinjauan risiko. Teknik yang akan digunakan yaitu RCA (*Root Cause Analysis*).

Metode *Fishbone* Diagram akan digunakan dalam penelitian ini untuk dapat memberikan visualisasi dari hasil analisis sentimen dan menjadi manajemen risiko mutu dari rumah sakit di Malang. Metode ini mengidentifikasi hubungan sebab dan akibat dalam menganalisa interaksi penyebab terjadinya sebuah masalah.

Penelitian ini dilakukan dengan melihat keluhan-keluhan masyarakat yang menjadi inti dari objek penelitian ini dengan mengambil data dari rumah sakit di Malang karena selain dekat dengan lokasi penulis, penulis juga mendengar langsung dari Masyarakat terkait pelayanan di beberapa rumah sakit di Malang. Metode *Naïve Bayes Classifier* digunakan pada penelitian ini karena mempertimbangkan jumlah data dan kemampuan penulis dengan menambahkan hasil analisa *root cause* dengan metode *Fishbone Diagram*.

Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya berada pada kebaruan data yang digunakan, data yang diambil rentang waktu 3 tahun terakhir. Perbedaan juga didapatkan dengan menambahkan hasil analisa *root cause* hingga rekomendasi penyelesaian masalah yang mungkin dapat diterapkan.

Berdasarkan penjelasan latar belakang diatas, maka peneliti mengusulkan sebuah penelitian implementasi metode *Naïve Bayes Classifier* pada analisis sentimen penilaian masyarakat terhadap rumah sakit di Malang. Diharapkan dengan hasil penelitian ini, dapat membantu rumah sakit di Malang dan dinas kesehatan dalam memantau kualitas dari rumah sakit di Malang dalam memberikan pelayanan terhadap pengunjung rumah sakit melalui pendapat dan penilaian masyarakat sehingga dapat menjadi bahan evaluasi agar dapat mempertahankan bahkan meningkatkan kualitas rumah sakit di Malang.

2. LANDASAN PUSTAKA

2.1 Web Scraping

Web Scraping adalah salah satu teknik pengambilan atau ekstraksi data atau informasi secara otomatis langsung dari situs yang memudahkan dalam mencari data atau informasi yang dibutuhkan di dalam internet. Data yang digunakan, diperoleh dari *Google Maps Reviews* yang memiliki fitur memberikan dan menampilkan *rating* dan rasio serta teks ulasan pada suatu tempat yang terdeteksi pada *Google Map* (Khofifah, Rahayu & Yusuf, 2022). *Web Scraping* mengekstrak data dari file HTML yang ada di internet dimana data berupa patterned data khususnya berupa daftar atau tabel (Haddaway, 2016). Proses *web scraping* mengambil data pada

situs menggunakan bantuan tools dan diekstraksi lalu disimpan dengan format *comma-separated values(csv)*.

2.2 Analisis Sentimen

Analisis Sentimen merupakan ilmu mengenali suatu opini maupun emosi secara subjektif melalui penilaian maupun penilaian dari suatu topik hingga layanan tertentu. Ilmu ini juga menjadi salah satu cara untuk memecahkan suatu masalah yang ada pada masyarakat yang telah diwakilkan oleh individu yang lain. Data yang telah dianalisis disimpan dalam format teks yang dapat berupa ulasan, keluhan, diskusi, maupun tweet di media sosial. Analisis sentimen membantu untuk data yang telah ditemukan agar dapat dipisahkan seperti apakah termasuk negative, positif, ataupun netral (Vanaja, 2018).

Analisis sentimen tidak lepas dari *data mining* yang merupakan kegiatan mengumpulkan data dalam jumlah besar dan menggunakan data tersebut untuk dianalisis dalam pola sehingga data akan mudah diekstraksi dan dianalisis menjadi informasi-informasi yang diperlukan (Saleh, 2015).

2.3 Text Preprocessing

Pemilihan data adalah proses lanjutan dari seleksi data dengan melakukan pembersihan agar lebih terfokus pada *Knowledge Discovery in Database (KDD)* yang mencakup pengulangan data maupun kesalahan pada data.

2.4 Pembobotan TF-IDF

Metode TF-IDF merupakan proses pembobotan terhadap suatu dokumen dengan memberikan perhitungan tinggi rendahnya tingkat kemunculan kata di dalam suatu dokumen (Zhafira, Rahayudi & Indriati, 2021). Terdiri dari *Term Frequency (TF)* dan juga *Inverse Document Frequency (IDF)*. Kumpulan *term* pada dokumen yang telah melalui proses TF maka IDF akan mendistribusikan secara acak. IDF berbeda dengan TF, jika ditemukan kemunculan suatu *term* pada banyak dokumen maka semakin kecil nilai IDF yang dihasilkan. Nilai TF dan IDF didapatkan selanjutnya akan dihitung dan akan diketahui peranan dan kategori dari kelas yang disediakan (Yutika, Adiwijaya & Faraby, 2021).

2.5 Naïve Bayes Classifier

Naïve Bayes merupakan salah satu metode yang bisa diterapkan dalam proses data mining dengan melakukan pengklasifikasian ke kelas yang dibutuhkan. *Naïve Bayes* dapat menentukan perbedaan pada data yang terdapat pada sebuah pola atau model. Persamaan *naïve bayes* dapat dilihat pada persamaan 1.

$$P(i|tj) = P(i) \times P(t1|i) \times P(t2|i) \times \dots \times P(tn|i) \quad (1)$$

keterangan:

$P(i|tj)$ = Probabilitas yang termasuk pada kelas I pada dokumen j

$P(i)$ = Probabilitas dari prior pada kelas i

tn = Kata yang terdapat pada dokumen j ke-n

$P(tn|i)$ = Probabilitas dari kata ke-n telah diketahui kelas i

Perhitungan probabilitas dari prior pada kelas I dengan persamaan 2.

$$P(i) = \frac{Ni}{N} \quad (2)$$

keterangan:

Ni = Jumlah dari kelas i pada keseluruhan dokumen

N = Jumlah dari seluruh dokumen yang ada

Perhitungan probabilitas dari kata ke-n dapat dilihat pada persamaan 3

$$P(tn|i) = \frac{\text{count}(tn.i)+1}{\text{count}(i)+|v|} \quad (3)$$

keterangan:

$\text{count}(tn, i)$ = Jumlah term tn yang ditemukan dengan kategori i pada seluruh data latih

$\text{count}(i)$ = Jumlah data term pada semua data latih yang ada dengan kategori i

$|V|$ = Jumlah dari seluruh data term pada data latih

2.6 K-Fold Cross Validation

Perhitungan dalam melakukan evaluasi dan mevalidasi kinerja dari algoritma yang dilakukan. *Cross Validation* terdiri dari nilai *precision*, *recall*, *accuracy*, *f-measure*. Perhitungan *recall* dapat dilihat pada persamaan 4.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

keterangan:

TP = Jumlah seluruh data dengan kategori *True Positive*

FN = Jumlah seluruh data dengan kategori *False Negative*

Perhitungan *precision* dapat dilihat pada persamaan 5

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

keterangan:

TP = Jumlah seluruh data dengan kategori *True Positive*

FP = Jumlah seluruh data dengan kategori *False Positive*

Perhitungan nilai akurasi pada persamaan 6

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (6)$$

dan nilai *f-measure* dapat dilihat pada persamaan 7

$$f - measure = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (7)$$

2.7 Root Cause Analysis

Root Cause Analysis merupakan metode dalam proses identifikasi dan menentukan akar dari masalah tertentu. Metode ini mengidentifikasi hal yang dapat sebenarnya dapat menyebabkan terjadinya masalah dan metode investigasi yang terstruktur ini juga mengidentifikasi solusi atau tindakan penyelesaian yang dapat direkomendasikan sesuai dengan kebutuhan (Susendi, Suparman & Sopyan, 2021). Penggunaan RCA pada penelitian ini menjadi langkah yang tepat dalam melakukan evaluasi.

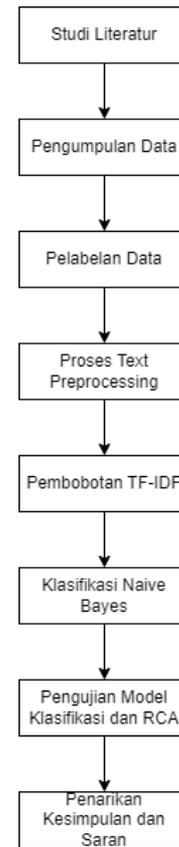
Persamaan matematika harus diberi nomor urut dalam kurung biasa dan harus diacu dalam tulisan. Persamaan matematika dinomori dengan angka Arab di dalam tanda kurung buka-tutup pada posisi rata kanan kolom. Untuk persamaan yang tidak cukup ditulis dalam lebar 1 kolom, penulisannya dapat melintasi 2 kolom, ditulis di bagian bawah halaman dan diberi nomor urut yang sesuai. Simbol didalam persamaan harus didefinisikan dan dapat dituliskan sebelum atau setelah persamaan. Persamaan (1) merupakan contoh penulisan persamaan untuk mencari frekuensi *baud rate* mode dua pada komunikasi serial mikrokontroler 8051.

Pada persamaan (1), f_{baud} merupakan frekuensi *baud rate*. $SMOD$ adalah bit control dalam $PCON$ (*Power Mode Control Special Function Register*), sedangkan f_{osc} merupakan frekuensi *oscillator*/Kristal yang digunakan dalam rangkaian mikrokontroler.

$$f_{baud} = \frac{2^{SMOD}}{64} \times f_{osc} \quad (8)$$

3. METODOLOGI

Proses klasifikasi terhadap pelayanan rumah sakit dengan dilakukan analisis sentimen menggunakan opini masyarakat atau pengunjung. Tahapan metodologi secara terstruktur terdapat 8 tahap yang diawali dengan studi literatur, pengumpulan data, pelabelan data, *text preprocessing*, penghitungan bobot kata dengan TF-IDF, klasifikasi *Naïve Bayes*, pengujian model klasifikasi, penarikan kesimpulan dan saran. Diagram alir dari penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

3.1 Studi Literatur

Tahap ini peneliti menelaah teori yang relevan dengan penelitian sejenis dan mencari referensi dari beberapa sumber tulisan yang berkaitan dengan penelitian sebelumnya.

3.2 Pengumpulan Data

Dataset dilakukan proses klasifikasi manual pada tahap ini dengan menggunakan teknik *scrape* dari situs dan memanfaatkan *extension chrome* sebagai *tools* yaitu *Instan Data Scraper*. Sumber data dari halaman ulasan *Google Reviews* dari rumah sakit di Malang. Data yang telah diperoleh disimpan dengan format *.csv* untuk mempermudah tahapan berikutnya.

3.3 Pelabelan Data

Penulis memberikan label pada data dari pengunjung rumah sakit dengan atribut data meliputi nama pengunjung dan isi teks ulasannya. Setiap ulasan akan dipisahkan dan dikategorikan ke dua label yaitu positif dan negatif.

3.4 Text Preprocessing

Tahap ini membuat dataset melakukan transformasi dataset agar lebih terstruktur. Beberapa tahap antara lain *case folding* yang mengubah seluruh data menjadi huruf kecil, *tokenizing* yang memecah

teks sesuai dengan penyusunnya, *remove stopwords* memisahkan kata yang tidak diperlukan agar dieliminasi, dan terakhir *stemming* yaitu dengan membuang kata imbuhan dan mengembalikan ke kata dasarnya.

3.5 Pembobotan TF-IDF

Proses pembobotan kata menggunakan *Term Frequency Inverse Document Frequency* terhadap suatu dokumen dengan memberikan perhitungan rendahnya tingkat kemunculan kata di dalam suatu dokumen (Zhafira, Rahayudi and Indriati, 2021).

3.6 Klasifikasi Sentimen Naïve Bayes

Tahap ini bertujuan untuk menentukan kelas menggunakan proses *mining* untuk menentukan kelas positif dan negatif dan juga menentukan pengujian data *training*.

3.7 Pengujian Model Klasifikasi dan RCA

Tahap ini penulis melakukan analisa dan pengujian pada hasil klasifikasi sentimen penilaian pengunjung rumah sakit terkait untuk mendapatkan hasil akurasi dengan metode pengujian menggunakan *WordCloud* untuk memperoleh *root cause*, *confusion matrix* dan *K-Fold Cross Validation*.

3.8 Penarikan Kesimpulan dan Saran

Tahap ini menjelaskan kesimpulan dari proses pengolahan data, klasifikasi sentimen, dan pengujian. Hasil yang didapat setelah melalui proses tersebut dan juga proses analisa dengan *WordCloud* untuk mempermudah menentukan rekomendasi solusi dari akar masalah yang didapat. Kekurangan dari penelitian ini juga menjadi perhatian dan pada tahap ini diberikan saran-saran yang dapat mengembangkan penelitian ini menjadi lebih baik.

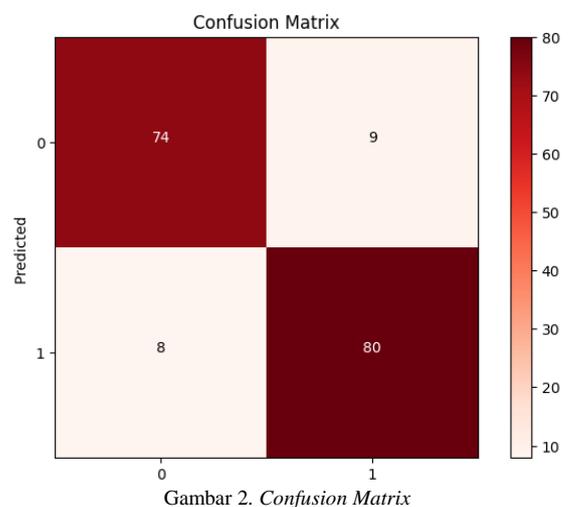
4. PENGUJIAN DAN HASIL

4.1 Pengujian Naïve Bayes

Pengujian algoritma *Naïve Bayes Classifier* yaitu melakukan perbandingan training dan test data yang telah melalui hasil *text preprocessing*, dan pembobotan kata. 850 data yang terbagi dalam 413 data negatif dan 439 data positif didapatkan dari 850 data dalam rentang 3 tahun terakhir. Data tersebut dilakukan proses penentuan sentimen dan aspek dengan melibatkan 2 ahli bahasa Risti Pratiwi, S.Pd. dan Nurma Hidayah Kurniawati, S.Pd. Pengujian jumlah *training dan test data* dilakukan dengan melakukan percobaan pada setiap perbandingan hingga mendapatkan akurasi yang paling tinggi. Hasil perbandingan nilai akurasi pada pengujian jumlah *data training dan test data* dapat dilihat pada Tabel 1.

Perbandingan Training dan Test Data	Accuracy
90%:10%	88%
80%:20%	90%
70%:30%	86%
60%:40%	84%
50%:50%	84%

Pada gambar diatas nilai akurasi positif lebih tinggi daripada akurasi negatif sehingga hasil akurasi keseluruhan ada pada 90%. *Confusion Matrix* pada diatas menunjukkan bahwa 82 data negatif yang diuji terbagi pada 74 *actual negative* dan 8 data sebagai *false negative*. Sedangkan 89 data positif yang diujikan terdapat 80 data sebagai *true positive* dan 9 data sebagai *false positive*. *Confusion Matrix* pada sebaran data 80%:20% dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. *Confusion Matrix*

Secara keseluruhan, nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-measure* pada data diatas mendapatkan nilai akurasi tertinggi perbandingan 80%:20%. Hal ini disebabkan karena adanya perbedaan pada jumlah dan sebaran data pada masing-masing aspek. Data ulasan yang terlalu umum pada aspek fasilitas juga dapat menyebabkan sistem kurang baik dalam mengembalikan sentimen positif dan negatif. Sebagai contoh, terdapat kata “rusak” dan “bagus” yang termasuk ke dalam kelas sentimen positif dan negatif. *Naïve Bayes* mengklasifikasi data berdasarkan keanggotaan suatu atribut pada suatu kelas, maka hal ini dinilai menimbulkan pengaruh terhadap hasil klasifikasi.

4.2 Pengujian K-Fold Cross Validation

Pengujian *K-Fold Cross Validation* pada algoritma *Naïve Bayes Classifier* dengan jumlah *training dan test data* 80%:20%. Melalui pengujian tersebut akan dilakukan validasi data menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Hasil paling baik pada fold ke-9. Hasil pengujian *K-Fold Cross Validation* dari algoritma *Naïve Bayes* diperlihatkan melalui Tabel 2.

Tabel 2. Pengujian K-Fold Cross Validation

Fold ke -	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
1	81,20%	81,43%	81,12%	81,60%
2	81,79%	82,86%	81,71%	81,74%
3	79,73%	79,72%	79,7%	79,71%
4	81,50%	81,59%	81,41%	81,45%
5	81,36%	81,52%	81,29%	81,30%
6	81,21%	81,31%	81,17%	81,16%
7	81,36%	81,44%	81,32%	81,32%
8	81,81%	81,90%	81,73%	81,76%
9	82,97%	83,13%	82,93%	82,92%
10	82,10%	82,31%	82,01%	82,03%
Rata	81,50%	81,94%	81,44%	81,50%

Berdasarkan dengan Tabel 2, diketahui bahwa iterasi dengan hasil akurasi paling tinggi berada pada iterasi kesembilan dengan *accuracy* 82,97%, *precision* 83,13%, *recall* 82,93%, dan *f-measure* 82,92%.

4.3 Analisis Root Cause

Hasil persebaran diatas dengan menggunakan *WordCloud* dari data ulasan pengunjung dengan sentimen negatif dan memperoleh kata yang sering muncul pada setiap aspek, maka *Root Cause Analysis* mendapat informasi apa saja masalah atau root cause yang dialami rumah sakit di Malang berdasarkan faktor empat aspek yaitu penanganan, fasilitas, administrasi, biaya. Hasil *WordCloud* tiap aspek dan hasil RCA divisualisasikan dengan diagram tulang ikan atau *Fishbone Analysis* yang ditampilkan pada Gambar 3 dan 4.



Gambar 3. Hasil WordCloud



Gambar 4. Diagram Fishbone

Root Cause yang didapat dari masing-masing aspek telah diketahui pada diagram *fishbone* yang kemudian dilakukan rekomendasi pemecahan masalah yang dapat dilakukan atau digunakan oleh rumah sakit. Proses menentukan rekomendasi

pemecahan masalah ini didapat melalui proses wawancara dan *Forum Group Discussion* bersama para narator terlibat. Penentuan dilakukan dengan mengambil kata kunci dan disesuaikan data ulasan yang bersentimen negatif pada aspek. Rekomendasi tiap aspek dapat ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Analisis RCA

Aspek	Root Cause	Rekomendasi solusi
Penanganan	Dokter tidak melakukan control pasien	Membuat satuan kerja untuk mengawasi kinerja dokter atau perawat yang bertugas. Membuat media pelaporan untuk pasien agar dapat melaporkan dokter atau perawat yang menangani dengan buruk.
	Penanganan lambat	Tenaga medis dapat membuat regulasi khusus untuk beberapa kasus yang tidak dapat menunggu.
Fasilitas	Parkir susah Parkir minim	Menyediakan parkir yang lebih luas baik membangun di daerah rumah sakit maupun menyewa lahan didekat rumah sakit sebagai tempat parkir
	Loket tidak satu arah	Cukup dijadikan satu loket dengan beberapa petugas di loket tersebut yang terbagi dari tanggung jawab loket masing-masing
Administrasi	Antrian terlalu panjang	Memperbanyak staf rumah sakit atau melakukan komputerasi pada data pasien untuk mempersingkat waktu
	Biaya	Mahal
		Memberikan edukasi atau penjelasan bagi pengunjung perawatan atau pelayanan apa saja yang bisa dan tidak bisa tercover BPJS

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Perancangan dan hasil analisis telah dilakukan sehingga diambil beberapa kesimpulan dari penelitian ini, antara lain penerapan metode *Naïve Bayes Classifier* dan TF-IDF dalam mengklasifikasikan ulasan pelanggan dapat dilakukan dengan bantuan *library Scikit-learn python*. Metode ini dinilai cukup baik dalam proses klasifikasi. Dalam implementasinya menghasilkan nilai akurasi sebesar 90% pada perbandingan *training* dan *test data* 80%;20%.

Penerapan *Fishbone* mendapatkan hasil *Root Cause* 4 aspek yang didapat setelah proses klasifikasi dan proses *Cross Validation* yang mendapatkan hasil terbaik di *fold* kesembilan. Akar masalah dari setiap aspek yang telah ditentukan, diberikan rekomendasi penyelesaian masalah agar dapat menjadi masukan bagi pengunjung maupun

pengelola rumah sakit dan juga dinas Kesehatan. Diharapkan fasilitas dan pelayanan rumah sakit yang sangat penting keberadaannya juga akan terus mengoptimalkan pelayanannya.

Penelitian yang dilakukan dari adanya kekurangan, berikut beberapa saran yang diajukan penulis untuk penelitian kedepannya antara lain data yang digunakan dari penelitian ini banyak mengandung kata tidak baku yang memungkinkan bahwa hasil saat proses *text preprocessing* belum optimal. Proses yang dikerjakan dengan melakukan penambahan dictionary secara manual masih terdapat kata yang terlewat oleh sistem sehingga data akan lebih baik dan bersih.

Menggunakan data yang lebih banyak pada proses klasifikasi sentiment agar data yang digunakan dapat semakin beragam dan lebih seimbang antara data positif dan juga data yang bersentimen negatif dan melakukan perbandingan dengan metode lain agar mengetahui algoritma mana yang lebih optimal dengan data yang digunakan pada penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- ARUAN, J.D.C., RAHAYUDI, B. & RIDOK, A., 2022. Analisis Sentimen Opini Masyarakat terhadap Pelayanan Rumah Sakit Umum Daerah menggunakan Metode Support Vector Machine dan Term Frequency – Inverse Document Frequency. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 6(5), pp. 2072–2078.
- HADDAWAY, N.R., 2016. The use of web-scraping software in searching for grey literature. *Grey Journal*, 11(February), pp. 186–190.
- HAQ, F.U., 2020. Penggunaan Google Review Sebagai Penilaian Kepuasan Pengunjung Dalam Pariwisata, *Tornare*. 2(1), p. 10. Available at: <https://doi.org/10.24198/tornare.v2i1.25826>.
- KHOFIFAH, W., RAHAYU, D.N. & YUSUF, A.M., 2022. Analisis Sentimen Menggunakan Naive Bayes Untuk Melihat Review Masyarakat Terhadap Tempat Wisata Pantai Di Kabupaten Karawang Pada Ulasan Google Maps. *Jurnal Interkom: Jurnal Publikasi Ilmiah Bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 16(4), pp. 28–38. Available at: <https://doi.org/10.35969/interkom.v16i4.192>.
- MAILOA, F.F., 2021. Analisis sentimen data twitter menggunakan metode text mining tentang masalah obesitas di indonesia. *Journal of Information Systems for Public Health*, 6(1), p. 44. Available at: <https://doi.org/10.22146/jisp.44455>.
- NABHAN, A.A., RAHAYUDI, B. & RATNAWATI, D.E., 2021. Klasifikasi Tweets Masyarakat yang Membicarakan Layanan GoFood dan GoRide pada GoJek Dimedia Sosial Twitter Selama Masa Kenormalan Baru (New Normal) dengan Metode Naïve Bayes. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 5(7), pp. 3018–3025.
- SALEH, A., 2015. Implementasi Metode Klasifikasi Naïve Bayes Dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga. *Creative Information Technology Journal*, 2(3), pp. 207–217.
- SUSENDI, N., SUPARMAN, A. & SOPYAN, I., 2021. Kajian Metode Root Cause Analysis yang Digunakan dalam Manajemen Risiko di Industri Farmasi. *Majalah Farmasetika*, 6(4), p. 310. Available at: <https://doi.org/10.24198/mfarmasetika.v6i4.35053>.
- VANAJA, S., 2018. Aspect-Level Sentiment Analysis on E-Commerce Data. (Icirca), pp. 1275–1279.
- WARDANI, N.R. & ERFINA, A., 2021. Konsultasi Dokter Menggunakan Algoritma Naïve. *SISMATIK (Seminar Nasional Sistem Informasi dan Manajemen Informatika)*, pp. 11–18.
- YUTIKA, C.H., ADIWIJAYA, A. & FARABY, S. AL., 2021. Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Review Female Daily Menggunakan TF-IDF dan Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(2), p. 422. Available at: <https://doi.org/10.30865/mib.v5i2.2845>.
- ZHAFIRA, D.F., RAHAYUDI, B. & INDRIATI, I., 2021. Analisis Sentimen Kebijakan Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes dan Pembobotan TF-IDF Berdasarkan Komentar pada Youtube. *Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi, dan Edukasi Sistem Informasi*, 2(1), pp. 55–63. Available at: <https://doi.org/10.25126/justsi.v2i1.24>.

Halaman ini sengaja dikosongkan.