Analisis Sentimen terhadap Pelayanan BPJS Kesehatan pada Guru – guru SMK Eklesia Dan Bina Insani Jailolo

Rudelvi Yana Yanis¹, Ade Iriani²

¹ SMK Eklesia Jailolo, Sekolah Menengah kejuruan

Ternate, Indonesia

meiviyanis04@gmail.com

²Magister Sistem Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana

Salatiga, Indonesia

ade.iriani@staff.uksw.edu

Abstract—BPJS health is a public legal entity that is formed to hold a guarantee program. BPJS health works with government or private health facilities to provide health services for JKN participants and their families. Through the government's health insurance program the community can get good health services. However, the application is still not in accordance with the objectives and benefits of BPJS health so that it creates positive opinions and negative opinions about the use of BPJS health services. The purpose of the research conducted was to analyze public sentiment related to the service benefits of the Social Security Organizing Agency's services to Jailolo Vocational School Teachers of Eclesia and Bina Insani Vocational Schools. Analysis and data processing were carried out using a qualitative approach using the Rapidminer application, and for document classification using the Naives Bayes method. Based on the results of analysis of BPJS service utilization documents where the highest opinion is a positive opinion with an accuracy rate of

Keyword: Sentiment Analysis, Qualitative, BPJS Health Services, Rapidminer Application, Naives Bayes

Intisari- BPJS kesehatan adalah badan hukum publik yang di bentuk untuk menyelenggarakan program jaminan kesehatan. BPJS kesehatan bekerjasama dengan fasilitas kesehatan milik pemerintah atau swasta untuk menyelenggarakan pelayanan kesehatan bagi para peserta JKN dan keluarganya. Melalui program jaminan kesehatan pemerintah berupaya agar masyarakat bisa mendapatkan pelayanan kesehatan dengan baik. Namun pada penerapannya masih belum sesuai dengan tujuan dan manfaat dari BPJS kesehatan sehingga menimbulkan opini positif dan opini negatif masyarakat tentang pemanfaatan layanan BPJS kesehatan. Tujuan dari penelitian yang dilakukan adalah menganalisis sentimen publik terkait dengan manfaat pelayanan Badan penyelenggara Jaminan Sosial Kesehatan pada Guru – guru SMK Eklesia dan SMK Bina Insani Jailolo. Anilisis dan pengolahan data dilakukan dengan pendekatan kualitatif menggunakan Aplikasi Rapidminer dan untuk klasifikasi dokumen menggunakan metode naives bayes. Berdasarkan hasil analisis dokumen pemanfaatan pelayanan BPJS dimana opini yang tertinggi adalah opini positif dengan tingkat akurasi 84,50%.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Kualitatif, Pelayanan BPJS Kesehatan, Aplikasi Rapidminer ,Naives Bayes

I. PENDAHULUAN

Jaminan sosial merupakan hak setiap orang yang pemenuhannya dijamin oleh konstitusi dan peraturan perundang-undangan yang berlaku. Pelaksanaannya terutama dikaitkan dengan upaya pemerintah dalam pengentasan kemiskinan yang dilakukan secara bertahap sesuai dengan kemampuan negara, swasta, dan masyarakat dalam pembiayaannya. Salah satu metode pembiayaan jaminan sosial adalah dengan melibatkan peserta sendiri, melalui kewajiban pembayaran iuran yang disebut asuransi sosial. Jenis program jaminan yang paling tua dan penting adalah jaminan sosial kesehatan [1].

Jaminan sosial kesehatan (social security in health) atau asuransi sosial kesehatan (health social insurance) pengaturan lebih lanjut diatur antara lain dalam Pasal 19 ayat (2) UUSJSN yang menentukan bahwa jaminan kesehatan diselenggarakan dengan tujuan menjamin agar peserta memperoleh manfaat pemeliharaan kesehatan dan perlindungan dalam memenuhi kebutuhan dasar kesehatan. Selanjutnnya disebutkan bahwa penyelenggaraannya dilaksanakan berdasarkan prinsip asuransi dan prinsip ekuitas [1].

Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) yang telah dibentuk berdasarkan Undang-Undang Nomor 24 Tahun 2011 Tentang BPJS dengan salah satu misi yaitu meningkatkan kualitas layanan yang berkeadilan kepada peserta, pemberi pelayanan kesehatan dan pemangku kepentingan lainnya melalui sistem kerja yang efektif dan efisien[2]. BPJS merupakan transformasi dari empat Badan Usaha Milik Negara (Askes, ASABRI, Jamsostek dan Taspen). Melalui Undang-Undang No 24 tahun 2011 telah di bentuk dua jenis BPJS, yaitu BPJS Kesehatan dan BPJS Ketenagakerjaan. BPJS Kesehatan menyelenggarakan program jaminan kesehatan dan BPJS Ketenagakerjaan menyelenggarakan program jaminan kecelakaan kerja, jaminan hari tua, jaminan pensiun, dan jaminan kematian. Dengan terbentuknya kedua BPJS tersebut maka jangkauan kepesertaan program jaminan sosial akan diperluas secara bertahap [3].

Menurut data pemakaian fasilitas Kesehatan BPJS tahun 2016, faskes peserta JKN-KIS meningkat setiap tahunnya hal ini menunjukan bahwa masyarakat yang menggunakan layanan BPJS semakin bertambah. Penyelenggaraan asuransi kesehatan bertujuan untuk dimanfaatkan oleh peserta sebagai bagian dari upaya pemerintah untuk mencegah dan mengentaskan kemiskinan. Melalui program ini pemerintah berupaya untuk memelihara akses penduduk miskin terhadap pelayanan kesehatan yang masih rendah dan cenderung menurun. Selain itu, dengan program ini diharapkan akan lebih tepat sasaran mengingat pada program sebelumnya pernah terjadi penyalahgunaan program kesehatan oleh masyarakat yang mampu. Pada penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya ditemukan bahwa persepsi masyarakat terhadap pelayanan petugas kesehatan dirumah sakit perlu ditingkatkan [4].

Karena pelayanan yang diberikan oleh petugas kesehatan di rumah sakit yang kurang baik maka menimbulkan banyak opini masyarakat tentang pelayanan bpjs kesehatan dirumah sakit [5]. Analisis sentimen adalah riset komputasional dari opini, sentimen, dan emosi yang diekspresikan secara tekstual [6]. Tujuan dari analisis sentimen adalah untuk mengelompokan polaritas dari teks atau pendapat yang ada dalam dokumen, apakah pendapat yang ditemukan bersifat positif, negatif atau netral[7][8].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terkait dengan manfaat pelayanan Badan penyelenggara Jaminan Sosial Kesehatan pada Guru – guru SMK Eklesia dan SMK Bina Insani Jailolo. Proses analisis dan klasifikasi dokumen data dari hasil wawancara yang sudah diubah kedalam bentuk teks dokumen dengan aplikasi *Rapidminer* dan metode yang digunakan untuk klasifikasi dokumen teks adalah model *naïve bayes*.

II. LANDASAN TEORI

Pada penelitian yang berjudul Analisis Sentimen pada Twitter Mengenai Penggunaaan Transportasi Umum Darat Dalam Kota dengan Metode SVM telah menerapkan teori analisis. Penelitian ini dilakukan untuk sentiment masyarakat mengetahui opini-opini dari mengenai penggunaan transportasi umum dalam kota melalui media social Twitter. Opini tersebut kemudian dimanfaatkan sebagai bahan analisa sentiment untuk mengetahui penilaian pelayanan transportasi umum darat dalam kota apakah positif atau negatif, serta mengetahui factor opini apa yang sering muncul. Analisa sentiment terhadap data twitter mengenai penggunaan transportasi umum darat dalam kota yang dianalisa dengan menggunakan metode SVM mencapai akurasi 78.12% pada dataset Transjakarta. Hasil akurasi tersebut dipengaruhi oleh beberapa hal seperti komposisi jumlah data traning dan testing, jumlah dataset yang digunakan, komposisi jumlah data positif dan negatif [9].

Penelitian terdahulu yang berjudul analisis sentimen kebijakan publik terhadap ujian nasional dengan metode *Naïve Bayes Classifier* (NBC). Penelitian ini menggunakan metode NBC dan *Quintuple* untuk mengklasifikasi dokumen yang terkait dengan ujian nasional. Dari hasil analisis dan klasifikasi dokumen secara keseluruhan menentukan

sentimen publik dalam melaksanakan ujian nasional memiliki sentimen negatif, dengan kategori pendapat positif 32% dan pendapat negatif 68%. Hasil pengolahan data dan klasifikasi dokumen berdasarkan polaritas pendapat positif dalam melaksanakan ujian nasional tahun 2012 memiliki sentimen positif lebih tinggi yaitu 44%, dibandingkan dengan ujian nasional tahun 2013 dengan 20% sentimen positif. Sebaliknya untuk kategori pendapat negatif ujian nasional tahun 2013 memiliki sentimen negatif tertinggi yaitu 80% dibandingkan dengan ujian nasional tahun 2012 yaitu 56%. Hasil akurasi klasifikasi dokumen untuk menentukan polarisasi opini publik terhadap pelaksanaan ujian nasional 2012 dan ujian nasional 2013 secara keseluruhan mengungkapkan bahwa akurasi klasifikasi dokumen menggunakan metode NBC memiliki tingkat akurasi yang tinggi, mencapai 93% dibandingkan dengan metode quintuple dengan akurasi 83%[10].

Penelitian terdahulu berjudul Text Mining dengan Metode Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machines untuk Sentiment Analisis. Penelitian ini digunakan untuk membandingkan penggunaan Naive Bayes dan SVM untuk Analisis Sentimen. Data yang digunakan adalah data Bahasa Indonesia dan dokumen bahasa Inggris. Setiap jenis data memiliki nilai positif dan negatif, karena masing-masing diuji menggunakan metode NBC dan SVM. Hasil penelitian ini mengungkapkan bahwa SVM memberikan hasil yang baik untuk data positif, dan NBC memberikan hasil yang bagus untuk data pengujian negatif [11].

Penelitian [9] digunakan sebagai acuan dalam membangun penelitian ini dengan membahas tentang analisis sentimen pada layanan Badan Penyelenggaran Jaminan Sosial Kesehatan dan untuk klasifikasi dokumen teks menggunakan model Naïve bayes dan tools yang digunakan adalah aplikasi *Rapidminer*.

A. Analisis Sentimen

Sentiment analysis atau opinion mining mengacu pada bidang yang luas dari pengolahan bahasa alami, komputasi linguistic, dan text mining yang bertujuan menganalisa pendapat, sentimen, evaluasi, sikap, penilaian, dan emosi seseorang apakah pembicara atau penulis berkenaan dengan suatu topik, produk, layanan, organisasi, individu, ataupun kegiatan tertentu [6].

Tugas dasar dalam analisis sentimen mengelompokkan teks yang ada dalam sebuah kalimat atau menentukan dokumen kemudian pendapat yang dikemukakan dalam kalimat atau dokumen tersebut apakah bersifat positif, negatif, atau netral [7]. Ekpresi atau sentiment mengacu pada fokus topik tertentu, pernyataan pada suatu topic mungkin akan berbeda makna dengan pernyataan yang sama pada subject yang berbeda. Oleh karena itu, pada beberapa peneletian terutama pada review produk, pekerjaan didahului dengan menentukan elemen dari sebuah produk yang sedang dibicarakan sebelum memulai proses opinion mining [12].

B. Text mining

Text mining merupakan proses analisis dalam data yang berupa teks dimana sumber data didapatkan dari dokumen

[13]. Konsep *text mining* biasanya digunakan dalam klasifikasi dokumen tekstual dimana dokumen-dokumen tersebut akan diklasifikasikan sesuai dengan topik dokumen tersebut. Dengan bantuan *text mining* suatu artikel dapat diketahui jenis kategorinya melalui kata-kata yang terdapat pada artikel tersebut. Kata-kata yang dapat mewakili isi dari artikel tersebut dianalisa dan dicocokkan pada basis data kata kunci yang telah ditentukan sebelumnya. Sehingga dengan adanya *text mining* dapat membantu melakukan pengelompokkan suatu dokumen dalam waktu yang singkat. Tahapan dalam melakukan analisa pada *text mining* yaitu melakukan pengumpulan data kemudian melakukan ekstraksi terhadap fitur yang akan digunakan [13].

Text mining dapat didefinisikan secara luas sebagai proses pengetahuan intensif dimana pengguna berinteraksi dengan koleksi dokumen dari waktu ke waktu dengan menggunakan separangkat alat analisis. Text mining berusaha mengekstrak informasi yang berguna dari sumber data melalui identifikasi dan eksplorasi pola yang menarik. Text mining cenderung mengarah pada bidang penelitian data mining. Oleh karena itu, tidak mengherankan bahwa text mining dan data mining berada pada tingkat arsitektur yang sama [14]. Penambangan teks dapat dianggap sebagai proses dua tahap yang diawali dengan penerapan struktur terhadap sumber data teks dan dilanjutkan dengan ekstraksi informasi dan pengetahuan yang relevan dari data teks terstruktur ini dengan menggunakan teknik dan alat yang sama dengan penambangan data [14].

C. Naïve Bayes

Algoritma naïve bayes merupakan algoritma yang menggunakan pendekatan statistic dalam mengambil keputusan. Algoritma naïve bayes berdasarkan teorema bayes bahwa semua atribut memberikan kontribusi yang sama penting dan saling bebas pada kelas tertentu [15].

Salah satu metode klasifikasi yang dapat digunakan adalah metode *Naïve Bayes* yang sering disebut dengan *Naive Bayes Classifier (NBC)*. Kelebihan metode *NBC* adalah sederhana tetapi memiliki akurasi yang tinggi. Berdasarkan penelitian yang berjudul sentimen analysis untuk memanfaatkan saran kuesioner dalam evaluasi pembelajaran dengan menggunakan *naïve bayes classifier* menyebutkan metode *NBC* dapat memperoleh akurasi mencapai 85,95% [16]. *Naive Bayes Clasifier* merupakan salah satu metode *machine learning* yang menggunakan perhitungan probabilitas. keuntungan dari penggunaan metode *Naïve Bayes* adalah hanya membutuhkan sejumlah kecil data pelatihan untuk memperkirakan parameter (sarana dan varians dari variabel-variabel) yang diperlukan untuk klasifikasi.

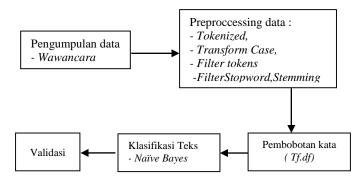
D. Pembobotan Kata atau Term Weighting TF-Df

Term frequency (TF) adalah pengukuran yang paling sederhana dalam metode pembobotan. Pada metode ini, masing-masing term diasumsikan mempunyai proporsi kepentingan sesuai jumlah terjadinya (munculnya) dalam teks (dokumen). Term frequency dapat memperbaiki nilai recall pada information retrieval, tetapi tidak selalu memperbaiki nilai precision [17].

Inverse document frequency (IDF) adalah metode pembobotan term yang lebih condong (fokus) untuk memperhatikan kemunculan term pada keseluruhan kumpulan teks. Pada IDF, term yang jarang muncul pada keseluruhan koleksi teks dinilai lebih berharga. Nilai kepentingan tiap term diasumsikan berbanding terbalik dengan jumlah teks yang mengandung term tersebut [17]

III. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metodologi seperti dijelaskan pada Gambar 1 berikut :



Gambar 1. Metodologi Penelitian

A. Pengumpulan data

Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan cara wawancara terhadap 20 nara sumber yang sudah pernah menggunakan Pelayanan BPJS yaitu Guru SMK Eklesia dan SMK Bina Insani Jailolo. Data yang didapatkan dari hasil wawancara kemudian diubah dalam bentuk teks dokumen dimana dokumen berjumlah 250 dokumen.

B. Preprocessing data

Dokumen teks dari hasil wawancara yang telah dikumpulkan kemudian dilakukan pemrosesan data. Pada tahapan ini dilakukan beberapa hal, yaitu tokenized, transform cases, filter tokens, filter stopword dan Stemming[18].

 Tokenized, memecah sekumpulan karakter dalam suatu teks ke dalam satuan kata. Tokenisasi menghilangkan delimiter seperti tanda titik (.), koma (,), spasi, dan karakter angka yang ada pada kata tersebut. Contoh proses tokenized dapat dilihat pada tabel I.

TABEL I PROSES *TOKENIZED*

Hasil Case folding	Hasil Tokenized
untuk pasien bpjs	untuk
dibagian pendaftaran	pasien
tidak menunggu lama	bpjs
untuk di layani	di
	bagian
	pendaftaran
	tidak
	menunggu
	lama
	untuk
	di
	layani

 Tranform case, Merupakan proses untuk merubah bentuk kata-kata, pada proses ini karakter dijadikan menjadi huruf kecil atau lower case semua . Contoh proses transform case dapat dilihat pada tabel II.

TABEL II PROSES TRANSFORM CASE

Kutipan Wawancara	Hasil Transform Case
Untuk pasien BPJS dibagian pendaftaran, tidak	untuk pasien bpjs dibagian pendaftaran
menunggu lama untuk	tidak menunggu lama
	untuk dilayani

3. Filtering, Proses menghilangkan kata-kata yang sering muncul namun tidak memiliki pengaruh apapun dalam ekstraksi klasifikasi teks. Pada proses ini kata yang termasuk adalah seperti penunjuk waktu, kata tanya dan kata sambung. Contoh proses filtering dapat dilihat pada tabel III.

TABEL III PROSES *FILTERING*

Hasil Tokenisasi	Hasil Filtering
untuk	pasien
pasien	bpjs
bpjs	pendaftaran
di	tidak
bagian	menunggu
pendaftaran	
tidak	
menunggu	
untuk	
di	
layani	

4. Stemming, adalah proses pemetaan dan penguraian bentuk dari suatu kata menjadi bentuk kata dasar. Tujuan dari proses stemming adalah menghilangkan imbuhanimbuhan baik itu berupa prefiks, sufiks, maupun konfiks yang ada pada setiap kata. Contoh proses stemming dapat dilihat pada tabel IV.

TABEL IV. PROSES STEMMING

Hasil Filtering	Hasil Stemming
pasien	pasien
bpjs	bpjs
pendaftaran	daftar
tidak	tidak
menunggu	tunggu

C. Klasifikasi Teks dengan Model Naïve Bayes

Dalam penelitian ini yang menjadi data uji adalah dokumen opini. Ada dua tahap pada klasifikasi dokumen. Tahap pertama adalah pelatihan terhadap dokumen yang sudah diketahui kategorinya atau disebut data *training*. Sedangkan tahap kedua adalah proses klasifikasi dokumen yang belum diketahui kategorinya atau disebut data *testing* [13]. Dalam algoritma *Naive Bayes Classifier* setiap dokumen direpresentasikan dengan pasangan atribut "x₁, x₂, x₃, ...x_n" dimana x₁ adalah kata pertama, x₂ adalah kata kedua dan seterusnya. Sedangkan V_{map} adalah himpunan kategori opini. Pada saat klasifikasi algoritma akan mencari probabilitas tertinggi dari semua kategori dokumen yang diujikan , dimana persamaanya adalah sebagai berikut [13].

$$V_{map} = \underset{Vjev}{arg \ max} \left(\frac{P(X_1, X_2, X_3, \dots, X_n, | Vj)) P(Vj)}{P(X_1, X_2, X_3, \dots, X_n)} \right)$$

$$(1)$$

(1)
$$V_{map} = (P(x_{1,}x_{2,}x_{3,}....x_{n}|V_{j})P(V_{j}))$$
 (2)

$$V_{map} = \underset{vjev}{arg \, max} \prod_{i=1}^{n} P(x_i \mid V_j) P(V_j)$$
 (3)

Dimana:

V_i = Kategori opini

 $P(X_i|V_j) = Probabilitas X_i pada kategori V_j$

 $P(V_i) = Probabilitas dari V_i$

D. Pembobotan Kata atau Ekstrasi Fitur

TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) merupakan salah satu metode yang biasa digunakan dalam pembobotan sebuah kata di dalam sistem pencarian informasi. Metode TF-IDF menghitung nilai dari masing – masing kata di dalam dokumen menggunakan frekuensi kemunculan kata. Kata dengan nilai TF-IDF yang tinggi, maka mempunyai hubungan yang kuat dengan dokumen di mana kata tersebut muncul, diasumsikan bahwa jika kata tersebut muncul di dalam *query* maka akan memiliki ketertarikan untuk pengguna. TF-IDF juga dapat digunakan dalam pembobotan kata untuk mencari keputusan yang relevan. Berikut persamaan yang digunakan pada nilai dari TF [19].

$$TF_{(t)=\frac{f_{t,d}}{\sum t,d}} \tag{4}$$

dimana :

 $F_{t,d}$ = Frekuensi setiap kata (t) muncul didalam dokumen d $\mathcal{L}t,d$ = total Keseluruhan kata yang terdapat didalam dokumen d.

Untuk menghitung nilai IDF (*Inverse Document Frequency*) adalah sebagai berikut :

$$IDF_{(t)=\log\frac{|D|}{f_{t,d}}} \tag{5}$$

dimana:

|D| = Jumlah dokumen yang ada dalam koleksi

 $F_{t,d}$ = Jumlah dokumen dimana muncul t di dalam dokumen D

E. Kualitas Hasil Uji atau Validasi

Pada tahapan ini, performa dari perhitungan yang sudah dilakukan akan diuji dengan dua parameter, yaitu accuracy, precision, dan recall. Precision adalah seberapa banyak hasil pemrosesan yang relevan terhadap informasi yang ingin dicari atau dengan kata lain precision adalah klasifikasi positif yang benar (true positive) dan keseluruhan data yang diprediksikan sebagai kelas positif. Berikut persamaan yang digunakan untuk precision [20]:

$$P = \frac{tp}{tp + fp} \tag{6}$$

Recall adalah seberapa banyak dokumen relevan dalam collection yang dihasilkan oleh sistem, atau dengan kata lain recall adalah jumlah dokumen yang memiliki klasifikasi positif yang benar (true positive) dari semua dokumen yang benar-benar positif (termasuk di dalamnya false negative). Berikut persamaan yang digunakan untuk Recall [20]:

$$R = \frac{tp}{tp + fn} \tag{7}$$

Sedangkan *Accuracy* adalah jumlah dokumen yang diklasifikasikan dengan benar, baik itu *true positive* maupun *true negative*. Berikut persamaan yang digunakan untuk *Accuracy* [20]:

$$A = \frac{tp + tn}{tp + fp + tn + fn} \tag{8}$$

dimana: True Positive (tp), False Positive (fp), FalseNegative (fn), True Negative (tn).

IV. HASIL DAN ANALISIS

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan opini berbahasa Indonesia mengenai pelayanan BPJS pada Guru – guru SMK Eklesia dan Bina Insani Jailolo. Dataset berupa opini dari hasil wawancara yang pada dasarnya merupakan ungkapan masyarakat mengenai suatu hal melalui layananan BPJS Kesehatan. Hasil wawancara lebih sering digunakan bahasa yang tidak formal, menggunakan tata bahasa yang cenderung bebas, dan tidak sedikit kata tidak baku yang muncul. Dataset yang digunakan berfokus pada opini berbahasa Indonesia yang membahas tentang pelayanan BPJS kesehatan di Rumah sakit Umum dan di Puskesmas Jailolo pada Guru – guru SMK Eklesia dan Bina Insani Jailolo dengan memilih 3 sampel pelayanan BPJS kesehatan dengan rincian jumlah dataset pada tabel V.

TABEL. V HASIL OPINI BERDASARKAN KATEGORI PELAYANAN

Kategori Pelayanan	Opini		
Kategori Felayanan	Positif	Negatif	
Administrasi	212	89	
Pemeriksaan	237	19	
Pelayanan Obat	71	42	

Opini – opini yang ditujukan untuk pelayanan BPJS kesehatan sebagai bentuk *feedback* atau penilaian dari masyarakat mengenai layanan yang diberikan oleh Petugas kesehatan di Rumah Sakit Jailolo. Data pada tabel 5 dapat dijelaskan bahwa pada peserta BPJS kesehatan pada kategori pemeriksaan berada pada posisi opini positif tertinggi dengan jumlah 237 opini dan memiliki 19 opini negatif. Peserta BPJS kesehatan yang diwawancarai yaitu Guru – guru SMK Eklesia dan SMK Bina Insani Jailolo. Adapun kategori pelayanan pada tabel VI dapat dijelaskan berdasarkan teori - teori yang mendukung kategori pelayanan tersebut.

Administrasi rumah sakit adalah suatu proses kegiatan perencanaan, pengorganisasian, pengarahan, pengawasan , pengkoordinasian dan penilaian terhadap sumber , tatacara, dan kesanggupan yang tersedia untuk memenuhi tuntutan terhadap kesehatan, perawatan serta lingkungan yang sehat dengan jalan menyediakan dan menyelenggarakan berbagai upaya kesehatan yang ditujukan kepada sakit perseorangan, keluarga, kelompok atau masyarakat [21].

Pemeriksaan kesehatan umum adalah mendeteksi sedini mungkin adanya penyakit-penyakit, baik yang sudah dirasakan maupun yang belum, biasanya mencakup pemeriksaan mata, mulut, darah, air seni, tinja, foto rontgen dan *Electronic Cardio Graph (ECG)*, minimum pemeriksaan fisik, darah dan rontgen [22].

Pelayanan kefarmasian adalah suatu pelayanan langsung dan bertanggung jawab kepada pasien yang berkaitan dengan sediaan farmasi dengan maksud mencapai hasil yang pasti untuk meningkatkan mutu kehidupan pasien [23].

Setelah data berhasil dikumpulkan menjadi dataset, tahap selanjutnya adalah pelabelan kelas. Pelabelan disini ditujukan untuk membagi data kedalam beberapa kelas sentimen. Jumlah kelas sentimen yang banyak digunakan adalah dua kelas, yaitu positif dan negatif. Dokumen untuk data latih berjumlah 250 dokumen seperti pada tabel VI dibawah ini.

TABEI VI HASIL PELABELAN CLASS OPINI

Doc (n)	Komentar	Class opini
Dok (1)	iya mungkin memang sudah seperti itu prosedurnya dalm memeriksa kesehatan, hanya saja kalau sudah sakit sebaiknya langsung diperiksa atau ditangani tidak harus menunggu lama jadi layanan mereka tidak memuaskan	Positif
Dok (2)	pelayanan dari petugas kesehatan dalam memeriksa sudah memuaskan dan mereka menangani dengan ramah dan	Positif

	kita tidak menunggu terlalu lama untuk diperiksa	
Dok (3)	saya merasa tidak memuaskan karena kalau tidak ada obat yang di butuhkan,kita harus membelinya di apotik luar rumah sakit sedangkan seharusnya kita semuanya harus ditanggung oleh bpjs	Negatif
Dok (4)	saya merasa memuaskan dengan pelayanan yang diberikan dibagian pendaftran karena selama saya menggunakan kartu bpjs untuk berobat tidak harus antri yang lama.	Positif
Dok (5)	saran saya lebih ditingkatkan lagi kinerja petugas dibagian pendaftaran untuk dapat melayani pasien dengan cepat tanpa harus mengantri dengan panjang jadi menurut saya pelayanan dibagian pendaftaran tidak memuaskan	Negatif
Dok (6)	menurut saya pelayanan yang diberikan dibagian pendaftaran itu tidak memuaskan karena mereka dalam menangani itu pasien selalu mengulur waktu sedangkan kadang pasien sudah hrs secepatnya diperiksa.	Negatif
Dok (7)	kalau menurut saya petugas yang melayani saat didalam memeriksa kesehatan saya sudah cukup baik dan sangat ramah dan pelayanan diberikan sangat memuaskan	Positif
Dok (8)	menurut saya pelayanan yang diberikan dibagian apotik itu memuaskan karena mereka memberikan pelayanan dengan baik	Negatif
Dok (9)	Pernah melakukan pemeriksan rutin kehamilan, dan saat petugas melayani saya sangat ramah dan pelayanannya cukup memuaskan	Positif
Dok (10)	Saya pernah memeriksa diruang lab untuk tes urine,pelayanan petugas kesehatan cukup baik dan memuaskan	Positif
Dok (11)	menurut saya pelayanan yang diberikan dibagian pendaftaran itu memuaskan karena mereka dalam menangani itu pasien dengan ramah dan tidak menunggu lama	Negatif
Dok (12)	hanya saja pelayanan dibagian apotik rumah sakit tidak memuaskan karena obat belum lengkap dan saran saya kalo boleh disediakan semua karena sudah dipotong dengan gaji kita setiap bulan	Negatif
Dok (13)	selama kami menggunakan bpjs dan mengurus pendafaran tidak ada kesulitan yang berarti dan dilayani dengan cepat	Positif
Dok (14)	sampai ke rumah sakit langsung di periksa, pada waktu itu anak saya sakit usus terjepit, kemudian setelah di periksa langsung di tangani dengan cepat oleh petugas kesehatan dan cukup memuaskan	Positif
Dok (15)	resep obat yang di berikan sudah cukup jelas karena waktu kita mengambil obat di apotik dan petugas kesehatannya dalam melayani saya saat itu cukup	Positif

	1 1 1 1 19 9				
	ramah dan pelayanan yang diberikan				
	cukup memuaskan				
	sudah pernah melakukan pemeriksaan				
Dok	seperti tes urine pelayanan yang diberikan dari petugas cukup	positif			
(16)	memuaskan dan petugas yang	positii			
	memeriksa sangat ramah				
	sudah pernah melakukan rawat jalan dan				
Dok	saya balik untuk memeriksa sesuai	positif			
(17)	dengan jadwal, dan pelayanan yang	positii			
	diberikan cukup memuaskan				
	sudah pernah mememeriksa darah				
Dok	dilaboratorium petugas kesehatan yang	Positif			
(18)	melayani cukup ramah dan menurut saya				
	pelayanan diberiksan cukup memuaskan				
	pelayanan dibagian apotik tidak				
Dok	memuaskan,jika tidak ada obat di rumah				
(19)	sakit	Negatif			
(1)	harus beli di apotik di luar karena tidak				
	lengkap				
	waktu saya mendaftar saya harus				
	membawa kartu bpjs, disaaat pendaftaran				
Dok	saya merasa tidak memuaskan karena	Negatif			
(20)	pelayanan yang diberikan cukup lama				
	dan harus menunggu dengan antrian				
	yang panjang				

Tabel 6 adalah data set untuk pelabelan kelas positif dan negatif dimana dataset pada penelilitian ini berjumlah 250 dokumen, nantinya data ini dipakai untuk data latih dan data uji. Berdasarkan hasil data latih dari 20 dokumen pada tabel 6 didapati 12 kelas opini positif dan 8 kelas opini negatif.

Setelah dibuat pelabelan pada tabel 6 proses selanjutnya adalah tahap *preprocessing teks* yang meliputi *case folding* fungsinya untuk karakter dijadikan menjadi huruf kecil atau *lower case* semua, *Filter Stopword*, *Stemming* fungsinya untuk pemetaan dan penguraian bentuk dari suatu kata menjadi bentuk kata dasar [16]. Untuk *stopword* dan *stemming* dilakukan secara manual berdasarkan penelitian dari Tala, dkk [24]. Untuk hasil *preprocessing teks* dapat dilihat pada tabel VII.

Di dalam *Preprocessing teks* untuk kategori artikel katakata seperti "tidak", "bukan", "tanpa" dianggap tidak penting sehingga di masukan dalam daftar kata yang bisa dihilangkan (stopword), namun dalam hal ini kata-kata "tidak", "bukan", "tanpa" menjadi sangat berarti sehingga tidak boleh dihilangkan [25].

TABEL.VII HASIL PRE-PROCCESSING TEKS

Doc	filtering	stemming	stopword
1	Memeriksa Menunggu Lama Tidak memuaskan	Periksa Tunggu Lama Tidak puas	periksa Tunggu - Tidak puas
2	Memeriksa Tidak Menunggu memuaskan	Periksa Tidak Tunggu puas	periksa tidak Tunggu
		Pana	puas

	Apotik	Apotik	Apotik
3	Membeli	Beli	-
3	Tidak	Tidak puas	Tidak
	memuaskan	Tidak puas	puas
4	Pendaftaran	Daftar	daftar
-	Memuaskan	Puas	Puas
	Pendaftaran	Daftar	Daftar
5	Tidak	Antri	Antri
3	memuaskan		Tidak
	memuaskan	Tidak puas	puas
	Pendaftran	Dofton	Daftar
6	Tidak	Daf <i>t</i> ar	Tidak
	memuaskan	Tidak puas	puas
	Memeriksa	Periksa	Periksa
7	Memuaskan	Puas	Puas
	Ramah	Ramah	Ramah
	Apotik	Apotik	Apotik
8	Memuaskan	Puas	Puas
	baik	Baik	_
	Pemeriksaan	Periksa	Periksa
9	Memuaskan	Puas	Puas
	Memeriksa	Periksa	Periksa
10	Baik	Baik	- CIIKSU
10	Memuaskan	Puas	Puas
	Wichidaskan	1 uas	Daftar
	Pendaftaran	Daftar	
11	memuaskan	puas	puas tidak
	Tidak menunggu	Tidak tunggu	
			tunggu
	Apotik	Apotik	Apotik
12	Tidak		Tr: 1 - 1 -
	memuaskan	Tidak puas	Tidak
	Pendaftaran	Daftar	puas Daftar
13	Antri	Antri	Antri
	Tidak puas	Tidak puas	Tidak
	D: 1	D '1	puas
1.4	Diperiksa	Periksa	Periksa
14	Cepat	Cepat	Cepat
-	Memuaskan	Puas	Puas
15	Apotik	Apotik	Apotik
	Ramah	Ramah	Ramah
1.0	Pemeriksaan	Periksa	Periksa
16	Memuaskan	Puas	Puas
	Ramah	Ramah	Ramah
17	Memeriksa	Periksa	Periksa
-	Memuaskan	Puas	Puas
1.0	Memeriksa	periksa	Periksa
18	Ramah	ramah	Ramah
	Memuaskan	Puas	Puas
	Apotik	Apotik	Apotik
19	Tidak	Tidak puas	Tidak
	memuaskan	-	puas
	Mendaftar	Daftar	Daftar
	Lama	Lama	_
20	Menunggu	Tunggu	Tunggu
	Tidak	Tidak puas	Tidak
	memuaskan		puas

Hasil *preprocessing teks* pada tabel 7 dijelaskan bahwa ada sebagian teks setelah di *stopword* atau kata umum yang tidak bermakna ditemukan antara lain adalah kata lama, baik. Sedangkan kata yang tidak di *stopword* atau kata umum yang mengandung maknanya diantara, periksa, apotik,daftar, tidak puas, puas, tidak tunggu, tunggu, cepat, antri dan ramah. Jadi keselurahan kata umum yang mengandung makna atau *stopword* dalam 15 dokumen berjumlah 10 kata.

Setelah dokumen sudah dilakukan *preprocesing teks* langkah selanjutnya adalah pembobotan kata untuk menentukan frekuensi kemunculan kata pada suatu dokumen. Langkah awal untuk menentukan frekuensi kemunculan kata pada suatu dokumen yaitu tentukan *term frequency* (*tf*) seperti dilihat pada tabel VIII.

 $\begin{array}{c} \text{TABEL.VIII} \\ \text{HASIL} \ \textit{TERM FREQUENCY} \end{array}$

	Term Frequency (tf)								
Term	Doc 1		Doc 2		Doc 3		Doc 4		
(t)	posit	nega	posit	posit	posit	ne	Po	ne	
(•)	if	tif	if	if	if	ga	sit	ga	
	11	uii	11	11	11	tif	if	tif	
Periksa	0	1	1	0	0	0	0	0	
Tunggu	1	0	0	0	0	0	0	0	
Puas	0	0	1	0	0	0	1	0	
Ramah	0	0	0	0	0	0	0	0	
Cepat	0	0	0	0	0	0	0	0	
Tidak	0	0	1	0	0	0	0	0	
tunggu	U	U	1	U	U	U	U	U	
Tidak	1	0	1	0	1	0	0	0	
Puas	1	U	1	U	1	O	U	U	
Apotik	0	0	0	0	1	0	0	0	
Daftar	1	0	0	0	0	0	1	0	
Antri	0	0	0	0	0	0	1	0	

	Term Frequency (tf)								
Term	Do	c 5	Do	Doc 6		Doc 7		Doc 8	
(t)	po siti f	neg atif	pos itif	pos itif	posit if	neg atif	Pos itif	neg atif	
Periksa	0	0	0	0	1	0	0	0	
Tunggu	0	0	0	0	0	0	0	0	
Puas	0	0	0	0	1	0	1	0	
Ramah	0	0	0	0	1	0	0	0	
Cepat	0	0	0	0	0	0	0	0	
Tidak tunggu	0	0	0	0	0	0	0	0	
Tidak Puas	1	0	1	0	0	0	1	0	
Apotik	0	0	0	0	0	0	1	0	
Daftar	0	1	0	1	0	0	0	0	
Antri	0	1	0	0	0	0	0	0	

	Term Frequency (tf)								
Term (t)	Doc 9		Doc 10		Doc 11		Doc 12		
	po sit if	neg atif	posi tif	posi tif	posi tif	nega tif	Posi tif	nega tif	
Periksa	1	0	1	0	0	0	0	0	
Tunggu	0	0	0	0	0	0	0	0	
Puas	1	0	1	0	1	0	0	0	
Ramah	0	0	0	0	0	0	0	0	
Cepat	0	0	0	0	0	0	0	0	
Tidak tunggu	0	0	0	0	1	0	0	0	
Tidak Puas	0	0	0	0	0	0	0	1	
Apotik	0	0	0	0	0	0	0	1	
Daftar	0	0	0	0	1		0	0	
Antri	0	0	0	0	0	0	0	0	

	Term Frequency (tf)								
Term (t)	Doc 13		Doc 14		Doc 15		Doc 16		
	po sit if	neg atif	posi tif	po sit if	posi tif	ne ga tif	Posi tif	neg atif	
Periksa	0	0	1	0	0	0	1	0	
Tunggu	0	0	0	0	0	0	0	0	
Puas	0	0	1	0	0	0	1	0	
Ramah	0	0	0	0	1	0	1	0	
Cepat	0	0	1	0	0	0	0	0	
Tidak tunggu	0	0	0	0	0	0	0	0	
Tidak Puas	0	1	0	0	0	0	0	0	
Apotik	0	0	0	0	1	0	0	1	
Daftar	0	1	0	0	0	0	0	0	
Antri	0	1	0	0	0	0	0	0	

	Term Frequency (tf)								
Term (m)	Doc 17		Doc 18		Doc 19		Doc 20		
	po sit if	ne ga tif	posi tif	posi tif	posi tif	neg atif	Pos itif	ne gat if	
Periksa	1	0	1	0	0	0	0	0	
Tunggu	0	0	0	0	0	0	0	1	
Puas	1	0	1	0	0	0	0	0	
Ramah	0	0	1	0	0	0	0	0	
Cepat	0	0	0	0	0	0	0	0	
Tidak tunggu	0	0	0	0	0	0	0	0	
Tidak Puas	0	0	0	0	0	1	0	1	
Apotik	0	0	0	0	0	0	0	0	
Daftar	0	0	0	0	0	0	0	1	
Antri	0	0	0	0	0	0	0	0	

Setelah selesai menentukan *term frequency* (*tf*) atau frekuensi kemunculan term (t) pada dokumen. Langkah selanjutnya adalah menentukan *document frequency* (*df*) atau banyaknya dokumen dimana suatu term (t) muncul. Dapat dilihat pada tabel IX.

TABEL IX HASIL DOCUMENT FREQUENCY

Term	Document Frequency				
Term	Positif	Negatif			
Periksa	8	1			
Tunggu	0	2			
Puas	11	0			
Ramah	4	0			
Cepat	1	0			
Tidak tunggu	2	0			
Tidak Puas	0	8			
apotik	2	3			
Daftar	2	4			
Antri	0	2			

Tabel 9 adalah hasil dari kemunculan kata dari setiap dokumen teks pada kategori atau kelas opini positif dan negatif terhadap pelayanan BPJS Kesehatan pada Guru – guru SMK Eklesia dan SMK Bina Insani Jailolo. Kata yang

sering muncul yaitu kata periksa dengan 8 opini positif, dan 1 opini negatif, puas dengan 10 opini positif, ramah dengan 4 opini positif, cepat dengan 1 opini negatif, tidak tunggu dengan 2 opini negatif, tidak puas dengan 9 opini negatif, tunggu dengan 2 opini negatif, daftar dengan 2 opini positif dan 4 opini negatif.

Setelah selesai menentukan *document frequency* (*df*) atau banyaknya dokumen dimana suatu term (t) muncul. Langkah selanjutnya adalah mencari opini tertinggi pada dokumen. Dari Tabel 9 diketahui: Jumlah *Document frequency* (*df*) adalah 50 opini dimana terbagi atas 30 kata dengan opini positif dan 20 kata dengan opini negatif. Dari nilai-nilai dokumen tersebut, dapat dicari nilai-nilai probabilitas tertinggi dengan metode naïve bayes [26]:

$$P(c|x) = \frac{p(x|c)p(c)}{p(x)}$$
(9)

dimana:

x: Data dengan class yang belum diketahui

c: Hipotesis data merupakan suatu class spesifik

P(c/x): Probabilitas hipotesis berdasar kondisi

P(c): Probabilitas hipotesis

P(x/c): Probabilitas berdasarkan kondisi pada hipotesis

P(x): Probabilitas c

Tabel 10 menunjukkan proses klasifikasi teks untuk menentukan probabilitas kategori atau kelas opini tertinggi dengan metode *naiva bayes* yang mengacu pada (9).

TABEL X HASIL KLASIFIKASI KELAS OPINI

Teks	Klasifikasi Opini						
I CINS	Positif Negatif						
Periksa	8/30	1/20	9/50				
Tunggu	0/30	2/20	2/50				
Puas	11/30	0/20	11/50				
Ramah	4/30	0/30	4/50				
Cepat	1/30	0/20	1/50				
Tidak tunggu	2/30	0/20	2/50				
Tidak Puas	0/30	8/20	8/50				
apotik	2/30	3/20	5/50				
Daftar	2/30	4/20	6/50				
Antri	0/30	2/30	2/50				
	P(positif) = 30/50	P(negatif) = 20/50					

Dari hasil klasikasi dokumen pada tabel 10 di atas langkah selanjutnya kita akan mencari nilai probabilitas tertinggi pada kategori atau kelas opini positif dan negatif yang mengacu pada (3) dan (9).

$$p(c|x) = P(positif|periksa) = \frac{(\frac{1}{50})*(\frac{30}{50})}{(\frac{9}{50})} = \frac{0,27*0,6}{0,18} = 0,089$$

$$p(c|x) = P(positif|puas) = \frac{(\frac{11}{30})*(\frac{30}{50})}{(\frac{2}{50})} = \frac{0,37*0,6}{0,22} = 1$$

$$p(c|x) = P(positif|ramah) = \frac{(\frac{4}{30})*(\frac{30}{50})}{(\frac{4}{50})} = \frac{0,13*0,6}{0,08} = 1$$

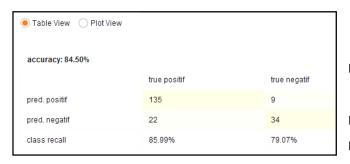
$$p(c|x) = P(positif|cepat) = \frac{(\frac{1}{30})*(\frac{30}{50})}{(\frac{1}{50})} = \frac{0,03*0,6}{0,02} = 1$$

$$\begin{aligned} &p(c|x) = P(positif|tidak\ tunggu) = \frac{\binom{2}{30}*\binom{30}{50}}{\binom{5}{50}} = \frac{0,07*0,6}{0,04} = 1 \\ &p(c|x) = P(positif|apotik) = \frac{\binom{2}{30}*\binom{30}{50}}{\binom{5}{50}} = \frac{0,07*0,6}{0,1} = 0,4 \\ &P(c|x) = P(positif|daftar) = \frac{\binom{2}{30}*\binom{30}{50}}{\binom{5}{50}} = \frac{0,07*0,6}{0,12} = 0,33 \\ &P(|positif) = 0,089*1*1*1*1*0,4*0,33 = 0,1185 \\ &Probabilitas = P(positif) * P(p|positif) = 0,6 * 0,1185 = 0,0711 \\ &p(c|x) = P(negatif|periksa) = \frac{\binom{1}{20}*\binom{20}{50}}{\binom{9}{50}} = \frac{0,05*0,4}{0,18} = 0,111 \\ &p(c|x) = P(negatif|tunggu) = \frac{\binom{2}{20}2\frac{20}{50}}{\binom{2}{20}} = \frac{0,1*0,4}{0,04} = 1 \\ &p(c|x) = P(negatif|tidak\ puas) = \frac{\binom{8}{20}*\binom{20}{50}}{\binom{8}{50}} = \frac{0,4*0,4}{0,16} = 1 \\ &p(c|x) = P(negatif|apotik) = \frac{\binom{3}{20}*\binom{20}{50}}{\binom{5}{50}} = \frac{0,15*0,4}{0,1} = 0,6 \\ &p(c|x) = P(negatif|daftar) = \frac{\binom{4}{20}*\binom{20}{50}}{\binom{5}{50}} = \frac{0,2*0,4}{0,12} = 0,667 \\ &p(c|x) = P(negatif|antri) = \frac{\binom{2}{20}*\binom{20}{50}}{\binom{5}{50}} = \frac{0,1*0,4}{0,04} = 1 \end{aligned}$$

P(|negatif)=0.111*1*1*0.6*0.667*1 = 0.044probabilitas = Probabilitas = P(negatif) * P(p|negatif) = 0.4* 0.044 = 0.0176

Hasil perhitungan probabilitas pada kategori atau kelas opini positif dan negatif pada 20 dokumen. Diperoleh probabilitas opini tertinggi pada kelas opini positif dengan jumlah 0,0711. Opini tertinggi pada kelas opini positif diperoleh dari hasil perhitungan probabilitas kata periksa, ramah, dan puas pada peluang terjadinya opini positif. Dari hasil perhitungan probabilitias tersebut dapat dilihat bahwa layanan BPJS kesehatan dibagian pemeriksaan mendapatkan opini yang memuaskan baik dari faktor pelayanan petugasnya cukup ramah dan baik dalam melayani pasien.

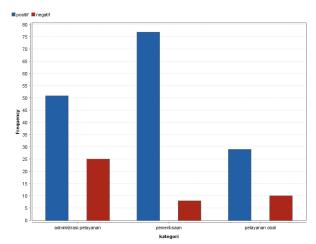
Langkah – langkah perhitungan diatas kemudian diuji dengan menggunakan aplikasi *sentiment analysis* yaitu *Rapid Miner*. Sebegai data uji berjumlah 200 kata. Untuk hasil data uji tersebut bisa dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Hasil Akurasi dengan menggunakan Tool Rapid Miner

Gambar 2 dijelaskan bahwa hasil akurasi pada data uji 200 kata opini positif dan negatif pada pelayanan BPJS kesehatan

terhadap Guru – guru SMK Eklesia dan Bina Insani Jailolo adalah pada opini positif dengan Tingkat akurasi mencapai 84,50 %, *precision* 93,75%, *Recall* 85,99 %. Untuk Grafik dari hasil opini tersebut bisa dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Hasil Opini Positif dan Negatif

Gambar 3 dijelaskan bahwa kelas Opini Positif yang tertinggi adalah pada Kelas Opini Positif pada Kategori pemeriksaan.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan pada penelitian ini dapat disimpulkan bahwa analisis sentimen pada Guru – guru SMK Eklesia dan SMK Bina Insani Jailolo manfaat Pelayanan **BPJS** Kesehatan mengenai menggunakan metode Naïve Bayes, diperoleh akurasi mencapai 84,50 % pada Opini Positif atau Class Positif. Probabalitas sentimen positif dan negatif yang tertinggi dengan menggunakan algoritma naïve bayes adalah sentimen opini positif tertinggi pada kategori layanan pemeriksaan kesehatan. Berdasarkan pendapat atau opini Guru - guru SMK Eklesia dan SMK Bina Insani Jailolo bahwa pelayanan yang diberikan oleh petugas kesehatan di Rumah Sakit Jailolo sudah memuaskan dalam menangani peserta BPJS Kesehatan. Pada bagian pemeriksaan, petugas kesehatan melayani dengan ramah dan pasien tidak menunggu lama untuk mendapatkan pemeriksaan. Dengan adanya BPJS kesehatan ini bisa meringankan biaya pemeriksaan di Puskesmas dan Rumah Sakit Umum Jaillolo.

DAFTAR PUSTAKA

- Zaelani, "Komitmen Pemeritah dalam Penyelenggara dalam Jaminan Sosial Nasional", Jurnal Legislasi Indonesia, Vol. 9 No.2, Jakarta, Direktorat Jenderal Peraturan Perundang--undangan Kementerian Hukum dan HAM RI, hlm. 200, Juli 2012.
- [2] Departemen Kesehatan, "Pedoman Pelaksanaan PKPS-BBM Bidan Kesehatan pada daerah uji coba Jaminan Kesehatan Gakin", 2014.
- 3] Qomaruddin, "Badan Hukum Publik Badan Penyelenggara Jaminan Sosial dan Transformasinya Menurut Undang-Undang Nomor 24 Tahun 2011 tentang Badan Penyelenggara Jaminan Sosial", Jurnal Legislasi Indonesia", Vol. 9 No. 2, Juli 2012.
- [4] T. Setyowati dan A. Lubis, "Pemanfaatan Pelayanan Kesehatan dan Jaminan Pemeliharaan Kesehatan, Buletin Penelitian Kesehatan", hal 177-185. 2014.

- [5] Noviansyah, "Persepsi Masyarakat Terhadap Program Jaminan Kesehatan", Jurnal Berita Kedokteran Masyarakat, Vol. 22 No.3, 2006.
- [6] B. Liu, "Sentiment Analysis and Subjectivity", Handbook of Natural Language Processing, 2nd Edition, Chapman & Hall, 2010.
- [7] M. Dehaff. (2010). Sentimen analisis. [Online]. Tersedia: http://www.customer think.com/blog/sentimen analysis_hard_but_worth_it
- [8] W. Medhat, A. Hassan, and H. Korashy, "Sentiment analysis algorithms and applications: A survey", Ain Shams Engineering Journal, VOL 1093–1113, 2014.
- [9] Novantirani, Anita, Sabariah, K. Mira, Effendy dan Veronikha, "Analisis Sentimen pada Twitter untuk Mengenai Penggunaan Transportasi Umum Darat Dalam Kota dengan Metode Support Vector Machine", Universitas Telkom: Bandung, 2015.
- [10] F. G. Rupilele, D. Manongga dan W. H. Utomo, "Sentiment Analysis Of National Exam Public Policy With Naive Bayes Classifier Method (NBC)", *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, Vol 58 No. 1, ISSN 1992-8645, 2013.
- [11] N. W. Saraswati, "Text Mining dengan Metode Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machines untuk Sentiment Analysis", thesis, Program Studi Teknik Elektro, Program pasca Sarjana Universitas Udayana, Bali, Indonesia, 2011.
- [12] M. W. Berry and J. Kogan, "Text Mining Aplication and theory." WILEY : United Kingdom, 2010.
- [13] Feldman, Ronen, dan J. Sanger, "The Text Mining Handbook Advanced Approaches in Analyzing Unstructured Data", Cambridge University Press, New York, 2007.
- [14] S. M. Weiss, N. Indurkhya, T. Zhang, and F. J. Damerau, "Text Mining : Predictive Methods fo Analyzing Unstructered Information", Springer : New York, 2005.
- [15] A. Hamzah, "Sentimen analysis untuk memanfaatkan saran kuesioner dalam evaluasi pembelajaran dengan menggunakan naive bayes classifier", Prosiding Seminar Nasional Aplikasi Sains & Teknologi(SNAST), 17-24, 2014.
- [16] I. H. Witten, E. Frank, and M. A. Hall, "Data Mining Practical Machine Learning Tools and Technique Third Edition", New York: Morgan Kaufmann, 2011.

- [17] T. Tokunaga and M. Iwayama, "Text Categorization Based On Weighted Inverse Document Frequency", Tokyo, Japan: Tokyo Institute of Technology, 1994
- [18] C.C Aggarwal, dan C. Zhai, "Mining text data", Springer Science & Business Media, 2012.
- [19] F. Meisya, "Perancangan Sistem Temu Balik Informasi dengan Metode Pembobotan Kombinasi TF-Df untuk pencarian Dokumen Berbahasa Indonesia", Universitas Tanjung Puras: Semararng, 2013.
- [20] J. Davis and M. Goadrich, "The relationship between Precision-Recall and ROC curves", In Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning (pp. 233-240), 2006.
- [21] Kementrian Kesehatan RI, Sekretariat Jendral. Profil Kesehatan Indonesia. 2017.
- [22] Paraahli. (2016). Pemeriksaan Kesehatan. [online]. Tersedia: http://menurutparaahli.com/tag/pengertian-pemeriksaan-kesehatan/
- [23] Menteri Kesehatan RI. 2009. Peraturan Pemerintah tentang kefarmasian.
- [24] F. ZTala, "A Study of Stemming Effects on Information Retrieval in Bahasa Indonesia", Institute for Logic, Language and Computation. Universiteti van Amsterdam The Netherlands, 2003.
- [25] T. Danisma and A. Alpkocak, "Emotion Clasification of Text Using Vector, Proceedings of AISB 2008 Symposium on Affective Language in Human and Machine", Volume 2, 2008.
- [26] J. Xhemali, Daniela, Hinde, and R. G. Stone, ""Naive Bayes vs. decision trees vs. neural networks in the classification of training web pages." 2009.