

Analisis Sentimen Mengenai Kualitas Layanan Jasa Ekspedisi Barang Sicepat Di Media Sosial *Twitter*

Sentiment Analysis Regarding Quality of Sicepat Expedition Services On Twitter Social Media

Farras Prasetiawan¹, Sri Widiyanesti², Tri Widarmanti³

¹Manajemen Bisnis Telekomunikasi dan Informatika, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Telkom, Indonesia, arrasp@student.telkomuniversity.ac.id

²Manajemen Bisnis Telekomunikasi dan Informatika, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Telkom, Indonesia, widiyanesti@telkomuniversity.ac.id

³Manajemen Bisnis Telekomunikasi dan Informatika, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Telkom, Indonesia, triwidarmanti@telkomuniversity.ac.id

Abstract

Currently, goods delivery services are quite popular for citizens in Indonesia, especially in the growth of the online market. If the expedition service used is unprofessional, it will certainly have an impact on business actors who use the expedition service. SiCepat is now in the number two position as the largest expedition in Indonesia. This study aims to find out how the proportion of service quality dimension sentiment has been obtained by SiCepat, as well as what service quality dimensions need to be improved by SiCepat based on the sentiment analysis that has been carried out. The method used is a qualitative method. This research was carried out on September 13, 2021 - October 13, 2021 using data from Twitter social media by crawling data with the keyword "sicepat" using the Google Colab python programming application, the next stage is preprocessing the data, the next stage is classifying sentiment and dimension data. quality of service on each tweet, then test the validity of the model using RapidMiner, and see the description of the words that appear most often using word cloud. This research results that the classification of sentiment and dimensions of service quality get a larger proportion of negative sentiment than positive sentiment. In the multiclass classification of service quality dimensions, the most frequently discussed dimension on Twitter is the reliability dimension which is dominated by negative sentiments for SiCepat companies.

KeyWords: freight forwarding, service quality, sentiment analysis, support vector machine, multi-class classification

Abstrak

Saat ini jasa pengiriman barang cukup laris bagi warga di negara Indonesia, terlebih pada pertumbuhan pasar berbentuk daring. Jika jasa ekspedisi yang digunakan tidak profesional, maka tentunya akan berdampak pada pelaku usaha yang menggunakan jasa ekspedisi tersebut. SiCepat kini berada pada posisi nomor dua sebagai ekspedisi paling besar di Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui bagaimana proporsi sentimen dimensi kualitas layanan yang telah diperoleh SiCepat, serta dimensi kualitas layanan apa saja yang perlu diperbaiki SiCepat berdasarkan analisis sentimen yang telah dilakukan. Metode yang dilakukan adalah metode kualitatif. Penelitian ini dilaksanakan pada tanggal 13 September 2021 - 13 Oktober 2021 menggunakan data dari media sosial Twitter dengan cara melakukan crawling data dengan kata kunci "sicepat" menggunakan aplikasi pemrograman python Google Colab, tahap selanjutnya melakukan preprocessing data, tahap selanjutnya melakukan klasifikasi data sentimen dan dimensi kualitas layanan pada setiap tweet, selanjutnya melakukan uji validitas model menggunakan RapidMiner, dan melihat penggambaran kata yang paling sering muncul menggunakan word cloud. Penelitian ini menghasilkan bahwa klasifikasi sentimen dan dimensi kualitas layanan mendapatkan proporsi sentimen negatif lebih besar dibandingkan sentimen positif. Pada klasifikasi multiclass dimensi kualitas layanan, dimensi yang paling sering dibicarakan di Twitter adalah dimensi reliability yang didominasi oleh sentimen negatif pada perusahaan SiCepat.

Kata Kunci: jasa ekspedisi, kualitas layanan, analisis sentimen, support vector machine, klasifikasi multi kelas

I. PENDAHULUAN

Diakibatkan adanya pandemi *Covid-19* juga mempengaruhi perilaku belanja masyarakat Indonesia. Jika sebelumnya masyarakat lebih memilih belanja secara *offline* di toko langsung, maka dengan adanya pandemi saat ini mulai beralih belanja *online* [1]. Dalam beberapa bulan terakhir pengguna internet di Indonesia menggunakan layanan *e-commerce* berjumlah sebanyak 88,1% untuk membeli produk tertentu [2]. Di masa globalisasi saat ini terdapat keperluan hidup yang dapat dikatakan cukup mendasar yaitu kebutuhan jasa untuk kiriman barang atau ekspedisi. Saat ini banyak didirikan jasa ekspedisi karena dibutuhkan jasa pengiriman sebagai fasilitas untuk

mengirim barang ke alamat pembeli karena banyaknya transaksi belanja *online* [3]. Jika jasa ekspedisi yang digunakan tidak profesional, maka tentunya akan berdampak kepada pelaku usaha yang menggunakan jasa ekspedisi tersebut [4]. Saat ini SiCepat Ekspres telah menjadi ekspedisi yang dapat bekerjasama dengan pengusaha *online* dan fenomena belanja *online* di Indonesia yang cukup berkembang [5]. Berbagai permasalahan mengenai jasa ekspedisi barang SiCepat, diantaranya barang yang tidak kunjung sampai ke tujuan [6]. Selanjutnya ada kurir SiCepat yang tidak profesional dalam bekerja [7]. Sehingga dengan adanya pelayanan yang kurang baik pada konsumen dapat menimbulkan sebuah persepsi buruk [8]. Pelayanan yang sangat baik merupakan suatu penentu keberhasilan perdagangan dan merupakan aspek utama terlebih dalam perusahaan dalam kategori bidang jasa [9]. Kualitas layanan dimulai dari tahap pertama yaitu dengan mengetahui kebutuhan pelanggan lalu kemudian pada tahap akhir yaitu mendapatkan kepuasan dari pelanggan serta mendapatkan persepsi yang positif mengenai baiknya kualitas pelayanan [10]. Analisis sentimen yaitu suatu cabang ilmu yang fungsinya dimanfaatkan untuk menghasilkan sebuah data suatu opini dari *netizen*, lalu mencoba untuk memahami sentimen tersebut, dan secara otomatis memproses data berdasarkan teks kemudian menampilkan emosi termasuk dalam opini. Sentimen tersebut dibagi dalam 3 kategori yakni sentimen positif, sentimen negatif, dan netral [11].

II. TINJAUAN LITERATUR

A. Pemasaran

Pemasaran adalah proses sosial dimana individu dan kelompok memperoleh apa yang mereka butuhkan dan inginkan dengan menciptakan dan menawarkan produk yang bernilai dan secara bebas memperdagangkan produk yang bernilai dengan orang lain [12].

B. Perilaku Konsumen

Perilaku konsumen merupakan perbuatan yang ditunjukkan oleh konsumen dimulai dari cari, beli, gunakan, evaluasi, dan habiskan produk atau layanan bahwa mereka berharap untuk memenuhi kebutuhan mereka [13].

C. Persepsi Konsumen

Persepsi konsumen yaitu sebuah reaksi yang muncul akibat terjadi suatu rangsangan dengan suatu produk, definisi persepsi adalah proses mengkonstruksi, mengambil, lalu menginterpretasikan informasi dari suatu layanan atau produk [14].

D. Media Sosial

Media sosial merupakan suatu *software* sekaligus fasilitas yang dibentuk ke forum diskusi secara daring yang berbasis internet, dengan mengutamakan partisipasi dari seorang pengguna, hubungan antar beberapa pengguna, serta banyaknya konten yang tersedia untuk pengguna dan oleh pengguna atau biasanya disebut dengan *User Generated Content* [15].

E. UGC (*User-Generated Content*)

UGC merupakan singkatan dari *User-Generated Content* adalah sebuah data berupa keterangan atau biasanya disebut dengan konten yang dapat dilihat oleh pengguna lainnya secara umum, di mana konten mengandung beberapa kreativitas dan dapat dilakukan bagi setiap orang yang tidak memiliki keahlian pada bidang yang terkait [16].

F. Kualitas Layanan

Kualitas layanan adalah sebuah format evaluasi atau persepsi oleh pelanggan terhadap layanan yang dirasakan (*perceived service*) serta harapan meningkatkan nilai yang diharapkan (*expected value*) [17]. Terdapat 5 dimensi nilai kualitas layanan yaitu *tangibles*, *empathy*, *reliability*, *assurance* dan *responsiveness* dalam terciptanya suatu kepuasan pelanggan [18]. Kelima dimensi kualitas layanan yang mempengaruhi kegembiraan konsumen terhadap layanan tersebut adalah:

- 1) *Tangibles* (bukti langsung)
Mencakup tampilan fisik, bangunan, fasilitas, penampilan karyawan, kelengkapan sarana komunikasi, materi promosi, kebersihan, ketertiban, dan kenyamanan ruangan.
- 2) *Reliability* (keandalan)
Memiliki kemampuan untuk menyampaikan layanan sesuai dengan janji yang diberikan dengan segera, akurat, serta memuaskan.
- 3) *Responsiveness* (daya tanggap)

Merupakan kemauan, respon, atau kesiapan karyawan saat menolong konsumen dalam memberikan layanan secara cepat dan tanggap.

4) *Assurance* (jaminan)

Terdiri dari banyaknya pengetahuan, keterampilan, sopan santun, serta mempunyai sifat amanah yang dimiliki karyawan agar bebas dari bahaya, risiko, atau kekhawatiran.

5) *Empathy* (perhatian)

Perhatian yang diberikan secara individual untuk konsumen seperti kesanggupan karyawan untuk berinteraksi dengan konsumen, dan upaya untuk memedulikan keinginan dan kebutuhan konsumen [19].

G. Analisis Sentimen

Analisis sentimen yaitu sebuah bidang studi terdiri dari bahasa pemrograman pikiran, bahasa komputer, dan analisa teks yang tujuannya untuk menemukan sentimen di dalam sebuah teks, yang berfungsi untuk membantu menemukan sebuah opini tentang produk yang diajukan oleh pengguna media sosial dengan mengungkapkan emosi, tindakan, yang dapat dilakukan secara otomatis. Analisis sentimen dapat dibagi menjadi kategori positif dan negatif [20].

H. Text Mining

Text mining adalah sebuah teknik yang bisa dipakai untuk mengklasifikasikan dokumen yang menggambarkan fluktuasi dirancang untuk mencari pola dokumen, *clustering*, ekstraksi dokumen, analisis sentimen dan pencarian informasi. *Text mining* adalah varian dari penambangan data yang mencoba untuk menemukan pola menarik dalam data teks dalam jumlah besar [21].

I. TF-IDF

TF-IDF dikenal sebagai frekuensi dokumen terbalik yang mengukur frekuensi kata atau istilah dalam dokumen. TF-IDF menggunakan logaritma untuk memastikan bahwa dokumen panjang yang berisi banyak kata sangat mirip dengan dokumen pendek yang berisi kata-kata serupa. TF-IDF memiliki dua komponen pengali yaitu ketika TF tinggi hasilnya tinggi tetapi IDF mengukur frekuensi kata dari dokumen dan mempengaruhi kata-kata umum [22].

Rumus pada TF-IDF yang dapat dilihat pada dibawah ini:

$$tf = 0,5 + 0,5 \times \frac{tf}{\max tf} \quad (1)$$

$$\log = \left(\frac{D}{dfx}\right) \quad (2)$$

$$Wd.t = tfd.t \times idfd.t \quad (3)$$

Dimana:

- D = dokumen ke-d.
- t = *term* ke-t dari dokumen.
- W = bobot dokumen ke-d terhadap *term* ke-t.
- tf = banyaknya *term* i pada sebuah dokumen.
- idf = *Inversed Document Frequency*.
- df = banyak dokumen yang mengandung *term* I [23].

J. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah metode yang memiliki tujuan untuk memuat keputusan antara dua kelas yang memprediksi label satu atau lebih vektor fitur. Terdapat batas keputusan yang biasanya disebut *hyperplane* memiliki orientasi sejauh mungkin dari titik data yang paling dekat dari masing-masing kelas. Titik paling dekat disebut *support vector*. Terdapat label *set data* latihan yaitu:

$$(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n), X_i \in \mathbb{R}^d \text{ dan } Y_i \in \{-1, +1\} \quad (3)$$

di mana X_1 adalah representasi *vektor* fitur, dan Y_1 adalah label kelas negatif atau positif dari gabungan latihan 1. *Hyperplane* optimal dapat diartikan sebagai:

$$wx^1 + b = 0 \quad (4)$$

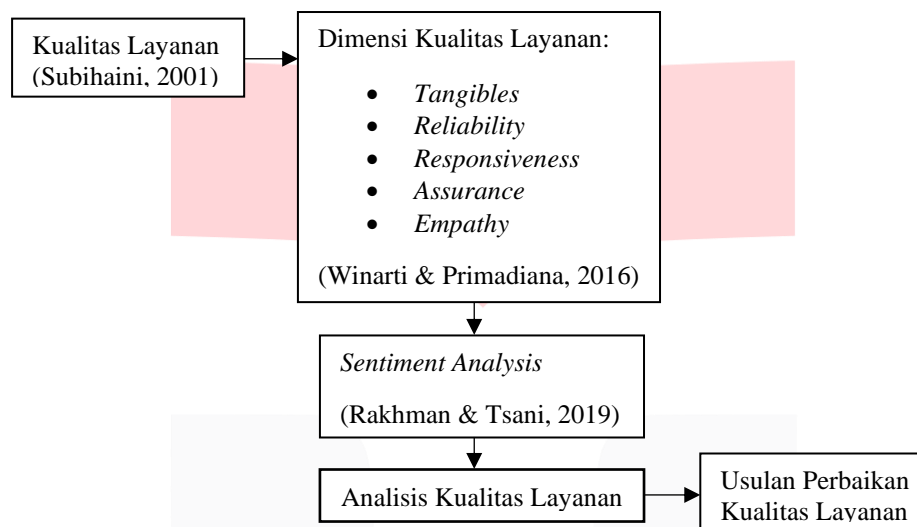
di mana w adalah berat *vector*, x merupakan vektor fitur masukan dan b adalah bias. W dan b memenuhi ketidaksamaan berikut untuk semua elemen dari *set* latihan:

$$wxi^T + b \geq +1 \text{ if } yi = 1 \quad (5)$$

$$wxi^T + b \leq -1 \text{ if } yi = -1 \quad (6)$$

Tujuan latihan model SVM adalah untuk menemukan w dan b sehingga *hyperplane* dapat memisahkan data dan memaksimalkan *margin* $1 / \|w\|^2$. Vektor x_i untuk $|y_i| (w x_i^T + b) = 1$ disebut sebagai *support vector* [24].

K. Kerangka Pemikiran



Gambar 2.1 Kerangka Pemikiran [25]

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Collecting Data

Penelitian ini melakukan *collecting data* melalui proses *crawling data* menggunakan bahasa pemrograman *python Google Colab*. Pada penelitian ini pengumpulan data dilakukan melalui media sosial *Twitter*.

B. Preprocessing Data

Tahapan pertama yang dilakukan dalam proses *preprocessing data* adalah *remove duplicate*. Selanjutnya tahapan kedua yaitu *remove URL*, Lalu tahapan ketiga adalah *lowercasing*. Selanjutnya tahapan keempat adalah *tokenize*. Tahapan kelima yaitu *remove username*. Selanjutnya tahapan keenam yaitu *stemming*. Selanjutnya tahapan ketujuh yaitu *stop words*. Selanjutnya tahap terakhir yaitu *special character removal*.

C. Analisis Sentimen

Analisis sentimen bisa juga digunakan untuk mengidentifikasi sentimen yang terkandung di dalam *tweet* [26].

D. Pembobotan

Frekuensi istilah adalah jumlah kata dalam dokumen. Rumus TF adalah sebagai berikut:

$$tf(t, d) = 0,5 + \frac{0,5 \times f(t, d)}{\text{Maximum occurrences of words}} \quad (7)$$

Keterangan:

- $tf(t, d)$: *term frequency* kata t pada dokumen.
- $f(t, d)$: jumlah frekuensi kata t pada dokumen d [27].

Terdapat rumus dari persamaan *Inverse Document Frequency* (IDF) yang dinyatakan sebagai berikut:

$$\text{idf} = \log \frac{N}{\text{dft}} \quad (8)$$

Keterangan:

- Dft = banyaknya dokumen yang memuat t.
- N = jumlah total dokumen [28].

Terdapat rumus perpaduan TF-IDF adalah sebagai berikut:

$$W(t, d) = \text{tf}(t, d) \times \text{idf} \quad (9)$$

Keterangan:

- d: dokumen ke - d.
- t: kata ke - t dari kata kunci.
- tf: banyaknya kata yang dicari pada sebuah dokumen.
- idf: *Inversed Document Frequency*.

Kemudian baru dilakukan proses *sorting* nilai kumulatif W untuk setiap kalimat. Tiga kalimat dengan nilai W terbesar digunakan sebagai hasil *output* ringkasan teks otomatis [29].

E. Klasifikasi

Konsep klasifikasi dengan *Support Vector Machine* (SVM) adalah mencari *hyperplane* terbaik yang memiliki fungsi memisahkan dua kelas data. *Support Vector Machine* (SVM) dapat beroperasi pada kumpulan data besar dengan menggunakan *kernel* trik. *Support Vector Machine* (SVM) hanya menggunakan sejumlah titik data kontribusi yang dipilih (vektor pendukung) untuk membentuk model yang akan digunakan oleh dalam proses klasifikasi.

Persamaan *Support Vector Machine*:

$$f(x) = w \cdot x + b \quad (10)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^m a_i y_i K(x, x_i) + b \quad (11)$$

Keterangan:

- w: parameter *hyperplane* yang dicari (garis yang tegak lurus antara garis *hyperplane* dan titik *support vector*).
- x: titik data masukan *Support Vector Machine*.
- ai: nilai bobot setiap titik data.
- K(x, xi): fungsi *kernel*.
- b: parameter *hyperplane* yang dicari (nilai bias) [30].

F. Uji Validitas Model

Confusion matrix adalah cara untuk memvisualisasikan kinerja *classifier* atau *unsupervised*, dimana dalam *unsupervised learning* acap kali disebut sebagai *matching matrix* [31].

Terdapat istilah nilai hasil klasifikasi dalam *confusion matrix* yang selanjutnya akan digunakan untuk menghitung akurasi, presisi, *recall*, dan nilai skor f1. Berdasarkan nilai matriks konfusi, maka presisi, nilai *recall* dan f1-score dapat ditingkatkan dengan menggunakan persamaan berikut [32]:

Tabel 3.6 Formula Model Performa Klasifikasi

Akurasi	$\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\%$
Presisi	$\frac{TP}{TP+FP}$
Recall	$\frac{TP}{TP+FN}$
f1 -score	$2 \times \frac{\text{Presisi} \times \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}}$

G. Word Cloud

Pada penelitian ini proses visualisasi *word cloud* menggunakan situs *jasondavies.com*, kemudian secara otomatis akan memunculkan kata-kata yang paling sering muncul. Penggunaan *word cloud* dalam penelitian ini untuk melihat penggambaran kata-kata yang sudah diproses.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengambilan data pada penelitian ini dilaksanakan dalam kurun waktu satu bulan terhitung sejak tanggal 13 September 2021 hingga tanggal 13 Oktober 2021. Jumlah keseluruhan *tweets* yang berhasil di *crawling* dengan kata kunci “sicepat” sebanyak 22.537 *tweets*. Pada penelitian ini, klasifikasi sentimen dilakukan dengan menggunakan model *SVM (Support Vector Machine)* yang menghasilkan performa dapat dilihat pada gambar dan tabel dibawah ini:

accuracy: 84.83% +/- 2.21% (micro average: 84.83%)

	true negatif	true positif	class precision
pred. negatif	1914	298	86.53%
pred. positif	233	1056	81.92%
class recall	89.15%	77.99%	

Gambar 4.1 Hasil *Confusion Matrix* Sentimen

Sumber: Olahan Penulis

Tabel 4.1 Analisis Sentimen

Sumber: Olahan Penulis

Analisis Sentimen	
Akurasi	84.83%
Presisi	84.28%
Recall	83.57%
f1 -score	83.92%

Terdapat nilai akurasi sebesar 84.83% yang memiliki hasil uji nilai akurasi yang cukup baik dengan nilai rata-rata di atas 80% [33], nilai presisi sebesar 84.28% yang berarti baik dalam menggambarkan keakuratan data yang diinginkan dengan hasil prediksi yang diperoleh dari model klasifikasi, nilai recall sebesar 83.57% yang berarti baik dalam menemukan hasil model klasifikasi yang digunakan untuk menemukan kembali informasi, serta nilai f1 -score sebesar 83.92% yang berarti baik dalam nilai pengukuran.

Klasifikasi dimensi kualitas layanan dilakukan dengan menggunakan model *SVM (Support Vector Machine)* yang menghasilkan performa dapat dilihat pada gambar dan tabel dibawah ini:

accuracy: 83.40% +/- 1.47% (micro average: 83.40%)

	true assurance	true reliability	true empathy	true responsive...	true tangibles	class precision
pred. assurance	280	46	9	22	0	78.43%
pred. reliability	224	2462	116	96	18	84.43%
pred. empathy	7	11	68	0	0	79.07%
pred. responsiv...	11	13	8	108	0	77.14%
pred. tangibles	0	0	0	0	2	100.00%
class recall	53.64%	97.24%	33.83%	47.79%	10.00%	

Gambar 4.2 Hasil *Confusion Matrix* Dimensi Kualitas Layanan

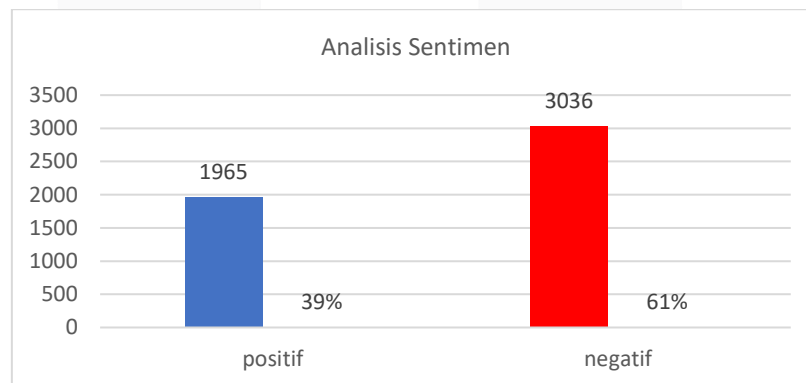
Sumber: Olahan Penulis

Tabel 4.2 Dimensi Kualitas Layanan

Sumber: Olahan Penulis

Dimensi Kualitas Layanan	
Akurasi	83.40%
Presisi	67.82%
<i>Recall</i>	49.44%
<i>f1 -score</i>	58.63%

Terdapat nilai akurasi terdapat nilai akurasi sebesar 83.40% yang memiliki hasil uji nilai akurasi yang cukup baik dengan nilai rata-rata di atas 80% [33], nilai presisi sebesar 67.82% yang berarti kurang baik dalam menggambarkan keakuratan data yang diinginkan dengan hasil prediksi yang diperoleh dari model klasifikasi, nilai recall sebesar 49.44% yang berarti kurang baik dalam menemukan hasil model klasifikasi yang digunakan untuk menemukan kembali informasi, serta nilai *f1 -score* sebesar 58.63% yang berarti kurang baik dalam nilai pengukuran.

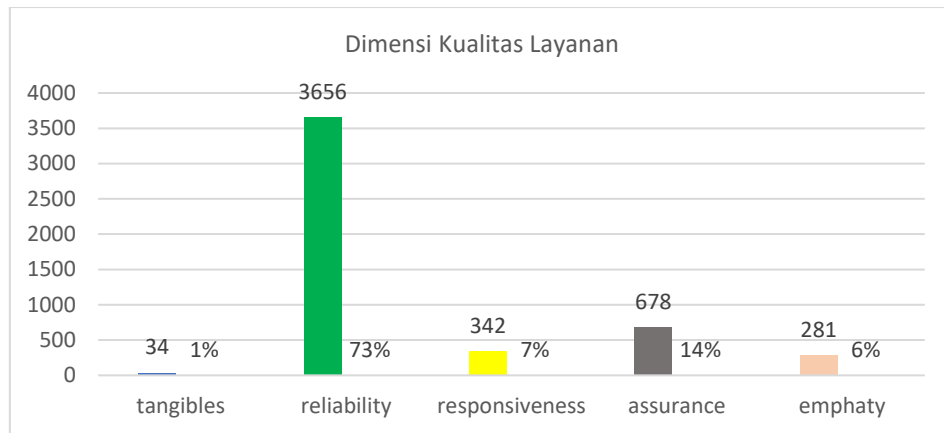


Gambar 4.1 Analisis Sentimen

Sumber: Olahan Penulis

Terdapat jumlah sentimen negatif sebanyak 3.036 atau 61% dari jumlah total data. Sedangkan jumlah sentimen positif sebanyak 1.965 atau 39% dari jumlah total data.

Berikut ini terdapat visualisasi rasio dari *tweets* dari *total* data yang telah didapatkan berdasarkan 5 dimensi kualitas layanan pada SiCepat:

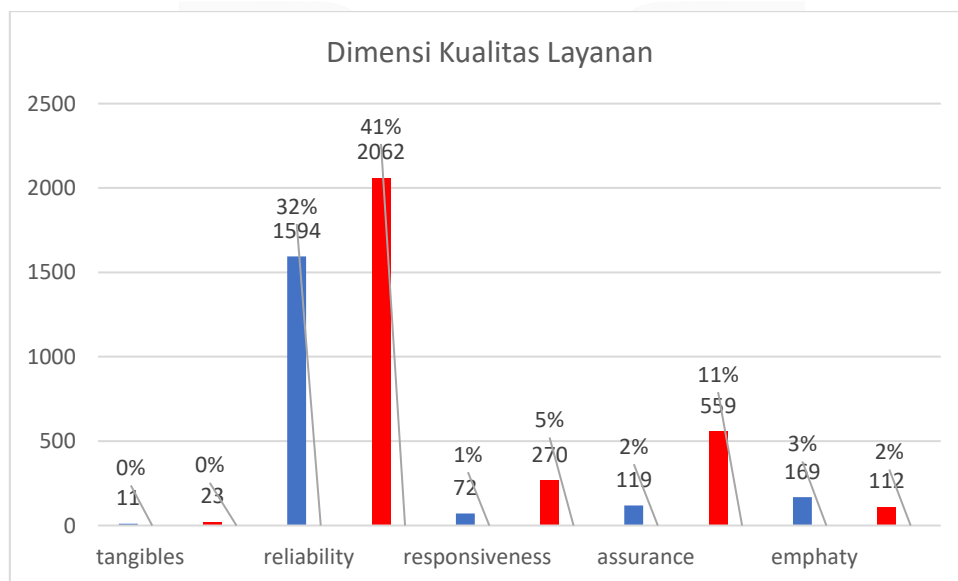


Gambar 4.2 Dimensi Kualitas Layanan

Sumber: Olahan Penulis

Berdasarkan grafik di atas pada gambar di atas, terdapat jumlah *tweets* yang paling banyak membicarakan mengenai:

- *Reliability* sebanyak 3.656 *tweets* atau 73% dari jumlah total data.
- *Assurance* sebanyak 678 *tweets* atau 14% dari jumlah total data.
- *Responsiveness* sebanyak 342 *tweets* atau 7% dari jumlah total data.
- *Empathy* sebanyak 281 *tweets* atau 6% dari jumlah total data.
- *Tangibles* sebanyak 34 *tweets* atau 1% dari jumlah total data.



Gambar 4.3 Proporsi Sentimen Dimensi

Sumber: Olahan Penulis

Berdasarkan grafik di atas, terdapat proporsi sentimen dari masing-masing dimensi kualitas layanan. Jumlah *tweets* yang paling banyak yaitu mengenai:

1. *Reliability* dengan sentimen negatif sebanyak 2.062 *tweets* atau 41% dari jumlah total data.
2. *Reliability* dengan sentimen positif sebanyak 1.594 *tweets* atau 32% dari jumlah total data.
3. *Assurance* dengan sentimen negatif sebanyak 559 *tweets* atau 11% dari jumlah total data.
4. *Responsiveness* dengan sentimen negatif sebanyak 270 *tweets* atau 5% dari jumlah total data.
5. *Empathy* dengan sentimen positif sebanyak 169 *tweets* atau 3% dari jumlah total data.
6. *Assurance* dengan sentimen positif sebanyak 119 *tweets* atau 2% dari jumlah total data.
7. *Empathy* dengan sentimen negatif sebanyak 112 *tweets* atau 2% dari jumlah total data.

Sumber: Olahan Penulis

Terdapat sepuluh kata yang sering muncul adalah paket, tidak, sudah, kirim, barang, kurir, terima, hilang, nomor, dan resi. Pada dimensi *assurance* sebagian besar pelanggan lebih banyak memberikan sentimen negatif berdasarkan *tweets* pengguna, beberapa opini keluhan dari pelanggan di antaranya mengatakan bahwa:

- Kurir yang tidak ramah dan tidak sopan kepada pelanggan.
- Kondisi barang yang diterima sudah sobek, tidak utuh, penyok, cacat, terbuka, bengkok, berlubang, basah, hancur, tumpah.
- Jumlah berat barang yang tidak sesuai dengan sebenarnya.

Akan tetapi terdapat sentimen positif di antaranya adalah:

- Kondisi barang yang aman untuk pelanggan.
- Barang diterima dalam kondisi utuh dan rapi.
- Kurir sopan dan ramah.

C. *Responsiveness*

Selanjutnya dimensi kualitas layanan terbesar ketiga adalah *responsiveness*. Berikut ini terdapat *wordcloud* mengenai *responsiveness*:



Gambar 4.6 Word Cloud Responsiveness

Sumber: Olahan Penulis

Terdapat sepuluh kata yang sering muncul adalah sudah, tidak, langsung, pesan, nomor, resi, tolong, balas, obrol, dan jawab. Pada dimensi *responsiveness* sebagian pelanggan lebih banyak memberikan sentimen negatif berdasarkan *tweets* pengguna, beberapa opini dari pelanggan SiCepat di antaranya mengatakan bahwa:

- Keluhan pelanggan hanya dibalas dengan menggunakan *template* (robot).
- Layanan yang kurang solutif.
- Chat yang tidak dibalas.

Akan tetapi masih terdapat sentimen positif di antaranya adalah:

- Respons yang cepat.
- Layanan yang bagus.
- Barang pelanggan yang telah tiba langsung konfirmasi melalui telepon.

D. *Empathy*

Selanjutnya dimensi kualitas layanan terbesar keempat adalah *empathy*. Berikut ini terdapat *wordcloud* mengenai *empathy*:



Gambar 4.7 Word Cloud Empathy

Sumber: Olahan Penulis

Terdapat sepuluh kata yang sering muncul adalah baik, kurir, tidak, cinta, suka, obrol, paket, nama, kaget, dan telepon. Pada dimensi *empathy* sebagian besar pelanggan lebih banyak memberikan sentimen positif berdasarkan *tweets* pengguna, beberapa opini dari pelanggan di antaranya mengatakan bahwa:

- Kurir yang baik dan perhatian.
- Kurir yang memberi kabar sebelum mengambil barang.
- Kurir yang sudah akrab dengan pelanggan.

Akan tetapi masih terdapat sentimen negatif di antaranya adalah:

- Kurir tidak memberikan nomor yang dapat dihubungi kepada pelanggan.
- Kurir tidak memberi kabar saat mengirimkan barang.
- Kurir yang cuek.

E. Tangibles

Selanjutnya dimensi kualitas layanan terbesar kelima adalah *tangibles*. Berikut ini terdapat *wordcloud* mengenai *tangibles*:



Gambar 4.8 Word Cloud Tangibles

Sumber: Olahan Penulis

Terdapat sepuluh kata yang sering muncul adalah jauh, dekat, tidak, gerai, rumah, ada, tutup, kirim, gudang, dan kemas. Pada dimensi *tangibles* sebagian pelanggan lebih banyak memberikan sentimen negatif berdasarkan *tweets* pengguna, beberapa opini dari pelanggan SiCepat di antaranya mengatakan bahwa:

- Lokasi gerai yang jauh.
- Tidak menerima pesanan kayu.
- Suasana gudang yang menyeramkan.

Akan tetapi masih terdapat sentimen positif di antaranya adalah:

- Investasi mobil yang banyak.
- Peralatan di dalam gerai cukup canggih.
- Terdapat banyak titik kumpul di wilayah Yogyakarta.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

1. Proporsi sentimen Sicepat adalah sentimen positif sebesar 39% serta sentimen negatif sebesar 61%. Berdasarkan dimensi kualitas layanan SiCepat, jumlah proporsi yang paling banyak dibicarakan adalah dimensi kualitas layanan *reliability*, *assurance*, *responsiveness*, *empathy*, dan *tangibles*.
2. Permasalahan yang perlu diperbaiki dari SiCepat adalah:
 - a. Dimensi *reliability* yaitu banyaknya pelanggan yang mengeluhkan pengiriman paket yang lambat serta tidak bergerak, sistem *tracking* yang tidak bergerak serta tidak berjalan dengan baik, waktu pengiriman paket yang melebihi estimasi pengiriman, pelanggan telah meminta *pick up* namun tidak ada kurir yang datang ke rumah, serta tidak ada kepastian atas keterlambatan estimasi pengiriman tersebut.
 - b. Pada dimensi *assurance*, pelanggan paling banyak mengeluhkan tidak ada proses pengembalian barang pelanggan yang hilang, pelanggan menerima barang dalam kondisi tidak baik, barang milik pelanggan hilang atau dicuri, serta kurir yang tidak ramah dan sopan dalam melayani pelanggan.
 - c. Pada dimensi *responsiveness*, pelanggan paling banyak mengeluhkan tidak ada balasan pesan langsung, jawaban tidak ada hubungannya dengan pertanyaan pelanggan, jawaban yang berulang, serta hanya memberikan tanggapan berupa jawaban robot.
 - d. Pada dimensi *empathy*, pelanggan paling banyak mengeluhkan kurir tidak memberikan nomor yang dapat dihubungi kepada pelanggan, kurir yang tidak memberikan kabar saat mengirimkan barang, serta kurir yang cuek.
 - e. Pada dimensi *tangibles*, pelanggan paling banyak mengeluhkan lokasi gerai yang jauh, serta suasana gerai yang menyeramkan.

REFERENSI

- [1] Pertiwi. (2020, Maret 3). Pandemi Covid-19 Ubah Perilaku Belanja Orang Indonesia. *Retrieved from* <https://tekno.kompas.com/read/2020/12/03/16100097/pandemi-covid-19-ubah-perilaku-belanja-orang-indonesia>
- [2] Bayu, (2021, April 21). Penggunaan E-Commerce Indonesia Tertinggi di Dunia. *Retrieved from:* <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2021/06/04/penggunaan-e-commerce-indonesia-tertinggi-di-dunia>
- [3] Swe. (2018). Alasan Menggunakan Jasa. *Retrieved from:* <https://satyawiratamaexpress.com/alasan-menggunakan-jasa-ekspedisi/>
- [4] Lionel Express. (2021, Juni 4). Memilih Jasa Ekspedisi Berkualitas. *Retrieved from:* <https://lionelexpress.com/memilih-jasa-ekspedisi-berkualitas/>
- [5] Koransindo. (2019, Oktober 11). Hadapi Peluang 2020 Sicepat Expres Perkuat Infrastruktur. *Retrieved from:* <https://ekbis.sindonews.com/berita/1447587/34/hadapi-peluang-2020-sicepat-ekspres-perkuat-infrastruktur>
- [6] Argus. (2021, September 6). Banyak Pelanggan Ngeluh dan Menyesal, Jasa Pengiriman SiCepat Amburadul, Barang Tak Sampai dan Raib. *Retrieved from:* <https://medan.tribunnews.com/2021/09/06/banyak-pelanggan-ngeluh-dan-menyosal-jasa-pengiriman-sicepat-amburadul-barang-tak-sampai-dan-raib>
- [7] Anthony. (2020, Januari 21). Perbuatan Tidak Menyenangkan Kurir SiCepat. *Retrieved from:* <https://mediakonsumen.com/2020/01/21/surat-pembaca/perbuatan-tidak-menyenangkan-kurir-sicepat>
- [8] Susanto, R. (2020). Pengaruh Persepsi Konsumen dan Harga Terhadap Loyalitas Konsumen di PT. SiCepat Ekspres Cabang Brigjend Katamsos Medan (*Doctoral dissertation, Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi Eka Prasetya*).

- [9] On. (2018, Agustus 24). Pentingnya Pelayanan Prima Bagi Perusahaan [online]. Retrieved from: <https://psikologi.ui.ac.id/2018/08/24/pentingnya-pelayanan-prima-bagi-perusahaan/>
- [10] Saputri, A. N. J., Apriani, V., & Sudrajat, A. (2021). PENGARUH KUALITAS LAYANAN TERHADAP LOYALITAS PELANGGAN YANG DIMEDIASI OLEH KEPUASAN PELANGGAN (J&T EXPRESS). *Value: Jurnal Manajemen dan Akuntansi*, 16(1), 95-103.
- [11] Sari, F. V., & Wibowo, A. (2019). Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online JdId Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, 10(2), 681-686. DOI: <https://doi.org/10.24176/simet.v10i2.3487>
- [12] Fadilah, N. (2020). Pengertian, Konsep, dan Strategi Pemasaran Syari'ah. *Salimiya: Jurnal Studi Ilmu Keagamaan Islam*, 1(2), 194-211.
- [13] KARTIKA, W. M. (2019). Faktor-faktor yang mempengaruhi perilaku konsumen dalam pembelian obat di Apotek Kimia Farma Babat (Doctoral dissertation, Universitas Muhammadiyah Gresik).
- [14] Prawira, M. Y., Butarbutar, M., Sherly, S., & Nainggolan, L. E. (2019). Pengaruh Iklan Terhadap Minat Beli Ulang Dengan Persepsi Konsumen Sebagai Variabel Intervening Pada Café Coffee TIME and Seafood Pematangsiantar. *Maker: Jurnal Manajemen*, 5(2), 48-60.
- [15] Pratama. (2019). *Social Media dan Social Network (Memahami dan Menguasai Penerapan Social Media dan Social Network Dalam Berbagai Aspek: Bisnis, Teknologi, Etika, dan Privasi)*. Bandung: Informatika Bandung.
- [16] Bratawisnu, M. K., & Alamsyah, A. (2018). Social Network Analysis Untuk Analisa Interaksi User Dimedia Sosial Mengenai Bisnis E-Commerce (Studi Kasus: Lazada, Tokopedia dan Elevenia). *Almana: Jurnal Manajemen dan Bisnis*, 2(2), 107-115. DOI: <https://doi.org/10.36555/almana.v2i2.143>
- [17] Al Rasyid, H. (2017). Pengaruh kualitas layanan dan pemanfaatan teknologi terhadap kepuasan dan loyalitas pelanggan Go-Jek. *Jurnal Ecodemica*, 1(2), 210-223.
- [18] Hartanto, A. (2019). Pengaruh Kualitas Produk, Kualitas Layanan, Dan Lingkungan Fisik Terhadap Loyalitas Pelanggan Melalui Kepuasan Pelanggan Sebagai Variabel Mediasi Di De Mandailing Cafe Surabaya. *Agora*, 7(1).
- [19] Winarto, W. (2017). Persepsi Kualitas Layanan Warung Internet di Kota Medan. *Jurnal Ilmiah METHONOMI*, 3(2), 107-115.
- [20] Fanissa, S., Fauzi, M. A., & Adinugroho, S. (2018). Analisis Sentimen Pariwisata di Kota Malang Menggunakan Metode Naive Bayes dan Seleksi Fitur Query Expansion Ranking. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. e-ISSN, 2548, 964X.
- [21] Jati, E. P. (2019). Implementasi Text Mining dan Sentiment Analysis Pada Jejaring Sosial Twitter Dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier (Studi Kasus: Kebakaran Hutan di Provinsi Riau dan Banjir di DKI Jakarta) (Doctoral dissertation, Universitas Islam Indonesia)
- [22] Echroth, J. (2018). *Python Artificial Intelligence Projects for Beginners*. Birmingham: Packt
- [23] Wahyuni, R. T., Prastiyanto, D., & Suprpto, E. (2017). Penerapan Algoritma Cosine Similarity dan Pembobotan TF-IDF pada Sistem Klasifikasi Dokumen Skripsi. *Jurnal Teknik Elektro*, 9(1), 18-23
- [24] Huang, S., Cai, N., Pacheco, P. P., Narrandes, S., Wang, Y., & Xu, W. (2018). Applications of support vector machine (SVM) learning in cancer genomics. *Cancer genomics & proteomics*, 15(1), 41-51.
- [25] Sasmita, D., Ariyanti, M., & Febrianta, M. Y. (2021). Analisis Kualitas Layanan Pada Platform E-commerce Indonesia Menggunakan Topic Modeling Dan Analisis Sentimen (studi Kasus: Tokopedia, Shopee, Bukalapak). *eProceedings of Management*, 8(1).

- [26] Habibi, B, E. (2016). Analisis Sentimen Pada Twitter Mahasiswa Menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal Informatika*. 12(1).
- [27] Nugraha, K. A., & Sebastian, D. (2018). Pembentukan Dataset Topik Kata Bahasa Indonesia pada Twitter Menggunakan TF-IDF & Cosine Similarity. *JuTISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, 4(3), 376-386.
- [28] Rozi, F. N., & Sulistyawati, D. H. (2019). Klasifikasi Berita Hoax Pilpres Menggunakan Metode Modified K-Nearest Neighbor Dan Pembobotan Menggunakan Tf-Idf. *KONVERGENSI*, 15(1).
- [29] Abidin, A. Z. Z., & Sukmadinata, A. (2020). Sistem Deteksi Kerusakan pada Sistem Operasi Menggunakan Metode TF-IDF dan Cosine Similarity. *JURNAL ILMIAH INFORMATIKA*, 8(02), 107-112.
- [30] Rofiqoh, U., Perdana, R. S., & Fauzi, M. A. (2017). Analisis sentimen tingkat kepuasan pengguna penyedia layanan telekomunikasi seluler indonesia pada twitter dengan metode Support Vector Machine dan Lexicon Based Features. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer* e-ISSN, 2548, 964X.
- [31] Nasir, M. N. M. (2018). PERBANDINGAN PENGARUH NILAI CENTROID AWAL PADA ALGORITMA K-MEANS DAN K-MEANS++ TERHADAP HASIL CLUSTER MENGGUNAKAN METODE CONFUSION MATRIX. *Soliter*, 1, 118-127.
- [32] Fikri, M. I., Sabrila, T. S., & Azhar, Y. (2020). Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Twitter. *SMATIKA JURNAL*, 10(02), 71-76.
- [33] Dewi, C., & Muslikh, M. (2013). Perbandingan Akurasi Backpropagation Neural Network dan ANFIS Untuk Memprediksi Cuaca. *Journal of Natural A*, 1(1), 7-13.