
ANALISIS KUALITAS LAYANAN MASKAPAI PENERBANGAN XYZ BERDASARKAN SENTIMEN ULASAN PELANGGAN**Oleh****L. Muh. Khaerunnizar¹, Yohanes Anton Nugroho²**^{1,2} program Studi Teknik Industri, Universitas Teknologi YogyakartaE-mail: [1khaerunnizar7@gmail.com](mailto:khaerunnizar7@gmail.com), [2yohanesanton@uty.ac.id](mailto:yohanesanton@uty.ac.id),

Article History:

Received: 10-05-2022

Revised: 01-06-2022

Accepted: 12-06-2022

Keywords:*Sentiment Analysis, Text mining, Association rules, Naïve Bayes Clasifier, low cost carrier*

Abstract: Maskapai XYZ merupakan maskapai penerbangan bertarif rendah (*low cost carrier*) di Indonesia dengan pilihan rute penerbangan yang sangat beragam. Berdasarkan pada ulasan yang diberikan oleh pengguna, sebanyak 34,8% pengguna menganggap layanan yang diberikan oleh maskapai XYZ baik, 32,8% berpendapat netral dan 32,5% menganggap pelayanan yang diberikan buruk. Hasil klasifikasi dengan Naïve Bayes Clasifier menunjukkan bahwa dengan perbandingan data latih 60% dan data uji 40% mampu menghasilkan akurasi sebesar 84.7%. Pada kelas sentimen positif penumpang banyak memuji pelayanan yang baik, penerbangan yang nyaman, pramugari dan staf yang ramah dan profesional, harga yang ditawarkan terjangkau dan ekonomis dengan pilihan rute yang variatif. Sedangkan dalam kelas sentimen negatif, penumpang banyak mengeluhkan mengenai delay yang ekstrem tanpa ada kompensasi yang jelas, pelayanan dan sikap dari pramugari atau staf yang buruk, antrian check in dan boarding gate yang panjang, serta bagasi yang sering hilang dan rusak.

PENDAHULUAN

Dengan meningkatnya aktivitas penerbangan yang terjadi akhir-akhir ini menuntut maskapai penerbangan untuk selalu meningkatkan kualitas layanan mereka guna memuaskan keinginan konsumen. Terlebih bagi maskapai bertarif rendah (*low cost carrier*) yang dikenal memiliki kualitas layanan yang tidak begitu baik bagi konsumennya. Hal tersebut dapat menimbulkan pengalaman yang kurang baik bagi konsumen. Salah satu cara paling mudah yang dapat dilakukan perusahaan untuk mengevaluasi kinerja layanan mereka adalah dengan memperhatikan ulasan-ulasan yang diberikan oleh konsumen.

Platform online (seperti *Tripadvisor.com*) memungkinkan pelanggan untuk berbagi informasi, opini, dan pengetahuan tentang produk, layanan, dan merek. Saat ini, semakin banyak konsumen yang membaca dan berbagi konten terkait perjalanan mereka secara online. Ulasan tersebut sangat relevan untuk industri jasa karena karakteristik layanan yang ditawarkan tidak berwujud berupa produk sehingga memiliki risiko dalam pembelian.

Karenanya ulasan-ulasan online sering kali menjadi pertimbangan bagi pelanggan untuk memilih menggunakan layanan-layan yang ditawarkan.

Melalui ulasan yang diberikan pengguna tersebut, perusahaan dapat mengetahui bagaimana sentiment dari pengguna terhadap layanan mereka. Selain itu melalui ulasan tersebut perusahaan dapat menganalisa faktor apa saja yang perlu diperbaiki dan dievaluasi. Untuk mengumpulkan dan mengolah data ulasan tersebut membutuhkan waktu dan sumber daya yang sangat banyak jika dilakukan secara manual. Oleh karenanya diperlukan suatu metode atau teknik yang dapat mengolah data tersebut secara efektif dan efisien. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah dengan menggunakan *text mining*. *text mining* adalah proses pengeditan, pengorganisasian dan analisis sejumlah besar dokumen untuk memberikan informasi yang spesifik serta untuk menemukan korelasi antara karakteristik-karakteristik tertentu.[1]

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan diatas, pada penelitian ini akan dilakukan analisis terhadap ulasan pengguna maskapai penerbangan di Indonesia. Pada penelitian ini pengumpulan data dilakukan dengan teknik *web scraping*. Selanjutnya akan dilakukan pengklasifikasian ulasan menjadi ulasan positif dan negatif dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes. Algoritma Naïve Bayes memiliki keunggulan dimana metode ini merupakan metode paling sederhana dengan tingkat akurasi yang tinggi. Setelah tahapan klasifikasi, informasi pada ulasan dengan sentimen positif dan negatif akan diekstraksi dan dieksplorasi menggunakan *cause and effect diagram* untuk menemukan akar permasalahan pada ulasan negatif yang kemudian dapat dijadikan referensi untuk rencana perbaikan terhadap permasalahan yang terdapat pada layanan maskapai penerbangan di Indonesia.

LANDASAN TEORI

Menurut *UK Civil Aviation Authority*, *low cost carrier (LCC)* didefinisikan sebagai maskapai penerbangan yang membedakan diri mereka sendiri dalam pasar melalui penurunan harga tiket. LCC berhasil mengurangi harga tiket mereka di bawah harga pesaing menggunakan strategi yang berbeda seperti: efisiensi bahan bakar, manajemen pendapatan yang cermat, dan manajemen hasil.[2]

Electronic word of mouth merupakan pendapat maupun pernyataan positif atau negatif yang ditulis melalui internet sebagai ulasan online, rekomendasi dan opini, mengenai penggunaan, layan atau karakteristik barang dan jasa tertentu seperti yang disediakan oleh akomodasi. E-WOM memiliki dampak yang lebih besar daripada WOM tradisional karena menjangkau audiens yang jauh lebih besar dan lebih.[3]

Saat ini, pembauran informasi dapat diperoleh dari internet. Orang-orang sering mengungkapkan pendapat mereka terhadap layanan dan produk melalui ulasan pada media sosial terkenal seperti *Twitter*, *Facebook*, dan *TripAdvisor*. Untuk melakukan ekstraksi data ulasan yang ada dapat dilakukan dengan metode *web scraping*. *Web scraping* adalah teknik untuk mendapatkan informasi dari website secara otomatis tanpa harus menyalinnya secara manual. Tujuan dari *web scraper* adalah untuk mencari informasi tertentu dan kemudian mengumpulkannya dalam web yang baru. *Web scraping* berfokus dalam mendapatkan data dengan cara pengambilan dan ekstraksi.[4]

Data hasil ekstraksi ulasan pelanggan dalam *platform* sosial media saat ini telah menjadi sumber data yang valid. Banyak penelitian yang telah dilakukan berdasarkan pada

ulasan pengguna dalam sosial media. Data ulasan tersebut diolah dengan mengekstrak informasi maupun opini yang terdapat dalam teks data. Metode *text mining* digunakan untuk memperoleh informasi yang spesifik dalam sekumpulan teks dalam jumlah besar.

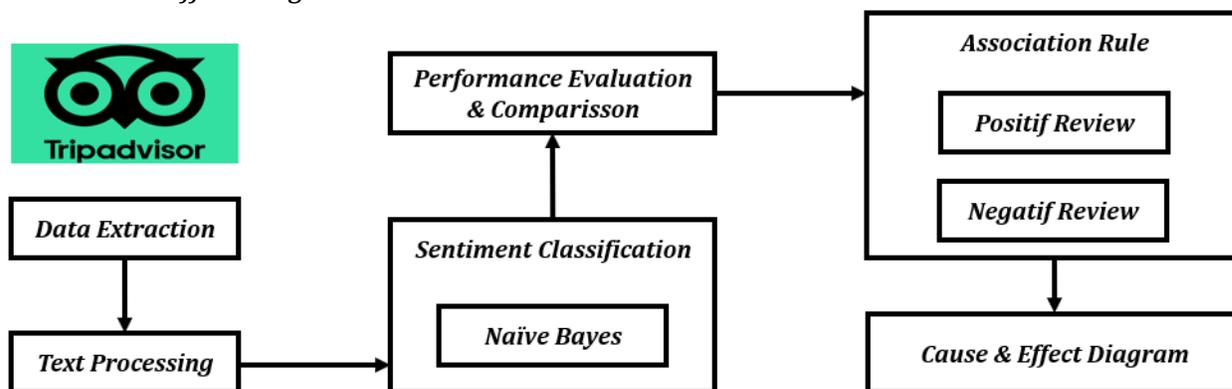
Berikut beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya berkaitan dengan sentimen ulasan pengguna menggunakan pendekatan *text mining*. Penelitian pertama dilakukan untuk menganalisis sentimen pengguna maskapai penerbangan berdasarkan ulasan dalam media sosial. Didapatkan bahwa sentimen masyarakat terhadap citra maskapai penerbangan didominasi oleh sentimen negatif sebanyak 62,53% , sedangkan sentimen positif hanya 37,47% dari total ulasan.[5]

Penelitian selanjutnya menemukan bahwa kata yang paling sering muncul dalam sentimen positif adalah kata “terima kasih”, yang sering diasosiasikan dengan staf yang membantu dan ramah, hal tersebut yang membangun persepsi positif pengguna terhadap transportasi umum di Malaysia. Sedangkan kata yang sering muncul pada sentimen negatif adalah “tunggu”, yang diasosiasikan pada buruknya perawatan yang ada, contohnya di beberapa stasiun, eskalator yang rusak dibiarkan rusak.[6]

Penelitian lainnya (Tegar Satria, Mustafid, and Mutiara Kusumo Nugraheni 2020) menemukan bahwa terdapat 5 kategori konten dalam ulasan maskapai penerbangan Singapore Airlines diantaranya, 31% pada kondisi pesawat, 11% pada kenyamanan yang didapatkan, 18 pada pelayanan staf, 37% pada hiburan dan makanan dan 3% pada harga yang diberikan. Dapat disimpulkan bahwa berdasarkan ulasan pelanggan, hal yang paling di khawatirkan pelanggan adalah hiburan dan makan yang ada dalam penerbangan.[7]

METODE PENELITIAN

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui kualitas layanan maskapai penerbangan XYZ berdasarkan pada sentimen dalam ulasan pelanggan. dalam penelitian ini peneliti menggunakan studi kasus pada salah satu maskapai *low cost carrier* (LCC) terbesar di Indonesia dan menggunakan Tripadvisor sebagai sumber data. Tahapan penelitian ditunjukkan pada gambar 1, dibagi menjadi beberapa tahap yakni: *data extraction, text processing, sentimen classification, Performance evaluation and comparisson, association rule dan cause & effect diagram*.

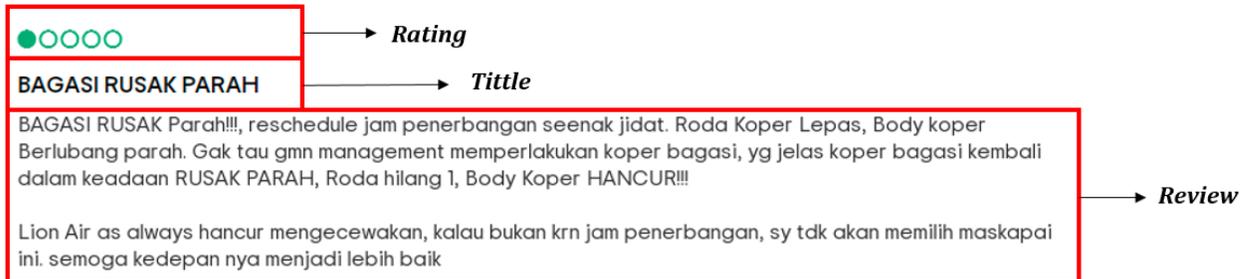


Gambar 1. Tahapan Penelitian

Data Extraction

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari *website TripAdvisor* melalui proses *web scraping*. Dimana data yang diambil adalah *rating, tittle dan review* seperti yang

ditunjukkan pada gambar 2. Jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini adalah 1896 data ulasan pengguna.



Gambar 2. Contoh Ulasan Dalam TripAdvisor

Text Processing

Text Processing dilakukan untuk membersihkan data sebelum dilakukan pengolahan lebih lanjut. Data perlu dibersihkan karena data mentah hasil proses scraping memiliki format yang tidak terstruktur, sehingga informasi tidak dapat di ekstrak secara langsung. *Text processing* memiliki beberapa tahapan yang akan dilakukan yakni: *labelling, casefolding, Tokenizing, Filtering* dan *stemming*. Ulasan dengan rating 1 dan 2 akan dikategorikan sebagai sentimen negatif, rating 3 akan dikategorikan sebagai sentimen netral dan rating 4 dan 5 akan dikategorikan sebagai sentimen positif. Data sentimen netral tidak akan digunakan dalam proses klasifikasi untuk meningkatkan hasil akurasi klasifikasi. Selanjutnya data set akan dibagi menjadi 3 perbandingan yakni: 60:40, 70:30, dan 80:20 seperti ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel. 1 Perbandingan Data Latih dan Data Uji

Rasio		Ulasan		Total
		Positif	Negatif	
60:40	Data Latih	395	370	765
	Data Uji	264	246	510
70:30	Data Latih	461	431	892
	Data Uji	198	185	383
80:20	Data Latih	527	493	1020
	Data Uji	132	123	255

Sentiment Classification

Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma *Naive Bayes*. *Naive Bayes Classifier* didefinisikan sebagai suatu teknik klasifikasi berdasarkan Teorema Bayes, dimana terdapat asumsi independensi antara para prediktor.

Performance Evaluation and Comparison

Pengukuran untuk evaluasi pada algoritma klasifikasi adalah presisi, akurasi dan *recall*. Ketiga pengukuran dihitung berdasarkan *confusion matrix*. *confusion matrix* digambarkan seperti tabel 2.

Tabel. 2 Confusion Matrix

Prediksi	Aktual	
	Positif	Negatif
Positif	<i>True Positive</i> (TP)	<i>False Negative</i> (FN)
Negatif	<i>False positive</i> (FN)	<i>True Negative</i> (TN)

Association Rule

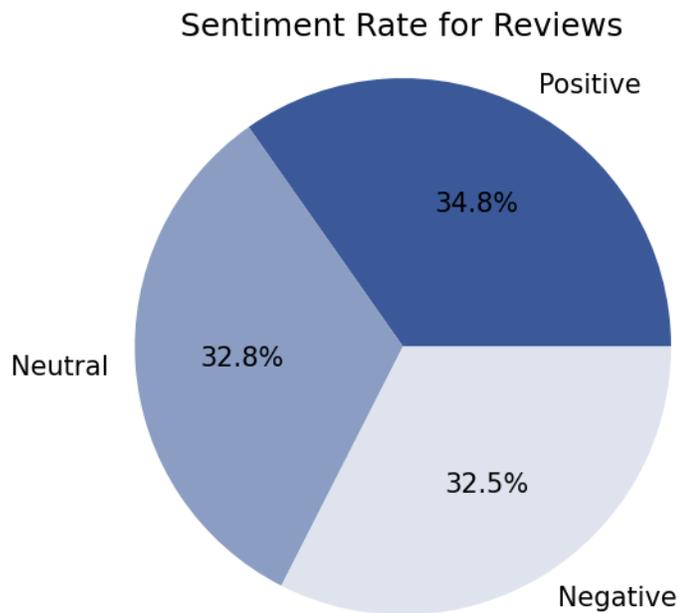
Association rule dilakukan untuk mencari asosiasi antar kata yang paling sering muncul secara bersamaan agar dapat memperkuat pencarian informasi dan dapat memprediksi suatu penyebab permasalahan dari suatu topik pembicaraan.

Cause and Effect Diagram

Digunakan untuk menampilkan akar masalah penyebab permasalahan yang ditemukan dalam ulasan pengguna.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Persebaran Sentimen Ulasan



Gambar 3. Persebaran Sentimen Ulasan Pengguna

Berdasarkan gambar 3. sentimen dalam ulasan pelanggan maskapai XYZ didominasi oleh sentimen positif dengan presentase 34.85% atau sebanyak 659 ulasan. Sedangkan untuk sentimen netral memiliki presentase 32.8% atau sebanyak 621 ulasan. Dan sentimen negatif memiliki presentase 32.5% atau sebanyak 616 ulasan. Hal tersebut menandakan bahwa pelanggan cenderung merasa puas terhadap pelayanan yang diberikan oleh maskapai XYZ.

Hasil Klasifikasi Dengan Naïve Bayes Classifier

Pada perbandingan data set 60:40 diperoleh akurasi klasifikasi sebesar 84.7%, seperti yang ditunjukkan pada tabel 3.

Tabel. 3 Hasil Klasifikasi rasio 60:40

	Akurasi Naïve Bayes: 0.847				
	Pred. Negatif	Pred. positif	Precision	Recall	F1-Score
Actual negatif	205	48	0.81	0.87	0.84
Actual positif	30	207	0.88	0.83	0.85

Tabel 3 menunjukkan klasifikasi menghasilkan nilai *precision* yakni 0,81 negatif, 0,88 positif, sedangkan recall negatif 0,87, positif 0,83. F1-score menghasilkan nilai negatif 0,84 dan 0,85 nilai positif. Akurasi yang dihasilkan sebesar 0,847.

Selanjutnya Pada perbandingan data set 70:30 diperoleh akurasi klasifikasi sebesar 83.3%, seperti yang ditunjukkan pada tabel 4.

Tabel. 4 Hasil Klasifikasi rasio 70:30

	Akurasi Naïve Bayes: 0.833				
	Pred. Negatif	Pred. positif	Precision	Recall	F1-Score
Actual negatif	148	34	0.81	0.83	0.82
Actual positif	30	171	0.85	0.83	0.84

Tabel 4 menunjukkan klasifikasi menghasilkan nilai *precision* yakni 0,81 negatif, 0,85 positif, sedangkan recall negatif 0,83, positif 0,83. F1-score menghasilkan nilai negatif 0,82 dan 0,84 nilai positif. Akurasi yang dihasilkan sebesar 0,833.

Selanjutnya Pada perbandingan data set 80:20 diperoleh akurasi klasifikasi sebesar 83.5%, seperti yang ditunjukkan pada tabel 5.

Tabel. 5 Hasil Klasifikasi rasio 80:20

	Akurasi Naïve Bayes: 0.835				
	Pred. Negatif	Pred. positif	Precision	Recall	F1-Score
Actual negatif	93	22	0.81	0.82	0.82
Actual positif	20	120	0.86	0.85	0.85

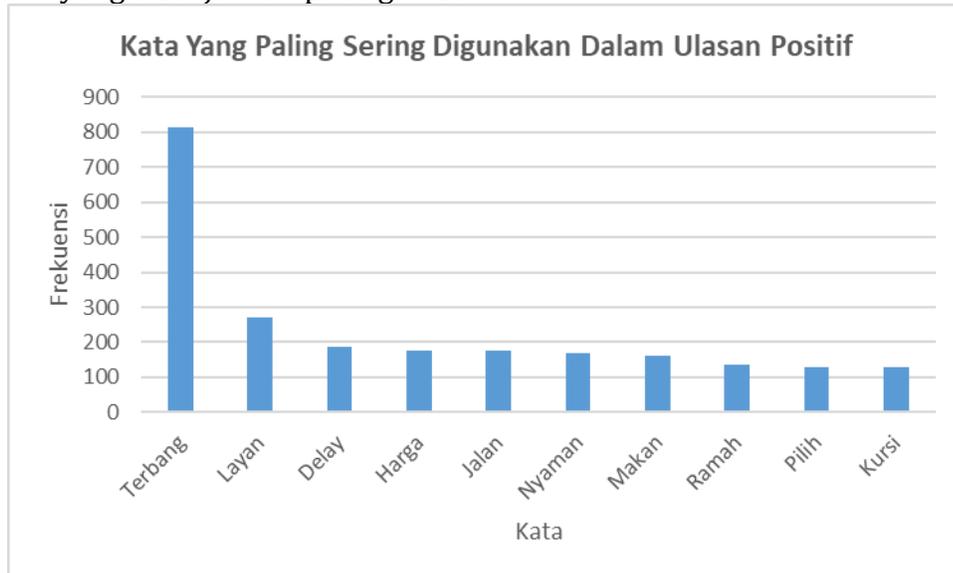
Tabel 5 menunjukkan klasifikasi menghasilkan nilai *precision* yakni 0,81 negatif, 0,86 positif, sedangkan recall negatif 0,82, positif 0,85. F1-score menghasilkan nilai negatif 0,82 dan 0,85 nilai positif. Akurasi yang dihasilkan sebesar 0,835.

Visualisasi Hasil Text Mining

a) Ulasan Positif

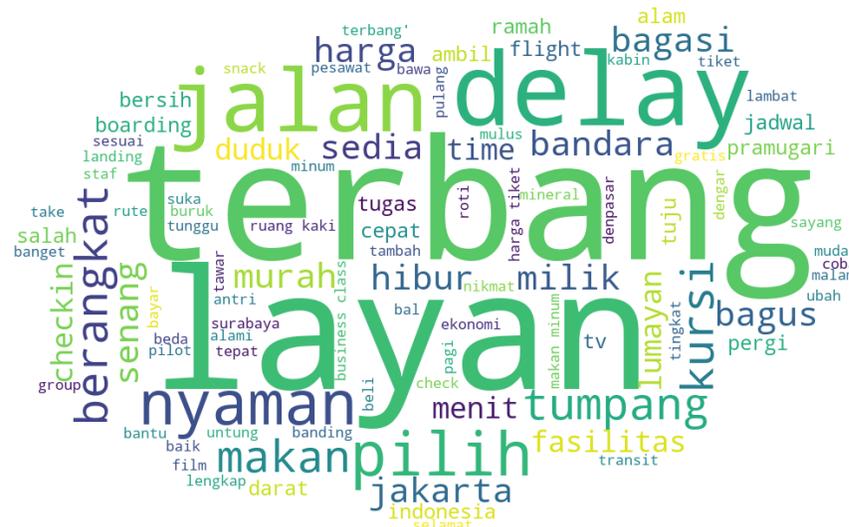
Kata yang paling sering digunakan dalam ulasan positif adalah kata “terbang” dengan frekuensi kemunculan sebanyak 813, kata “layan” dengan frekuensi kemunculan sebanyak 271, kata “delay” dengan frekuensi kemunculan sebanyak 186, kata “harga” dengan frekuensi kemunculan sebanyak 175, kata “jalan” dengan frekuensi kemunculan sebanyak 175, kata “nyaman” dengan frekuensi kemunculan sebanyak

170, kata “makan” dengan frekuensi kemunculan sebanyak 163, kata “ramah” dengan frekuensi kemunculan sebanyak 137, kata “pilih” dengan frekuensi kemunculan sebanyak 129, dan terakhir kata “kursi” dengan frekuensi kemunculan sebanyak 128 seperti yang ditunjukkan pada gambar 4.



Gambar 4. Kata Yang Paling Sering Digunakan Dalam Ulasan Positif

Untuk mempresentasikan hasil dari *text mining* digunakan *wordcloud*. Hal ini ditunjukkan pada Gambar 5 untuk memvisualisasikan kata kunci aspek-sentimen positif.



Gambar 5. Wordcloud Ulasan Positif

b) Ulasan Negatif

Dalam ulasan negatif, kata yang paling sering digunakan adalah kata “terbang” dengan frekuensi kemunculan sebanyak 1202, kata “delay” dengan frekuensi kemunculan sebanyak 415, kata “bagasi” dengan frekuensi kemunculan sebanyak 242, kata “tumpang” dengan frekuensi kemunculan sebanyak 227, kata “layan”

Tabel. 6 Asosiasi Kata Pada Ulasan Positif

terbang		layan		delay		harga		jalan	
indonesia	0.32	cukup	0.15	akumulasi	0.27	mahal	0.36	layan	0.18
utama	0.27	konsistensi	0.15	meleset	0.20	tiket	0.30	semarak	0.18
bandara	0.20	sopan	0.13	kacau	0.19	ekonomis	0.19	seru	0.18
biaya	0.17	bagus	0.12	risiko	0.18	jangkau	0.24	sederhana	0.16
banyak	0.17	puas	0.12	walaupun	0.18	wajar	0.14	standar	0.12
regional	0.16	kualitas	0.12	langsung	0.11	kompetitif	0.11		
nyaman		makan		ramah		pilih		kursi	
pilih	0.28	minum	0.42	pramugari	0.37	prioritas	0.20	bersih	0.23
suasana	0.18	lezat	0.21	awak	0.25	variatif	0.20	layak	0.14
enjoy	0.18	nikmat	0.10	riang	0.24	cocok	0.18	kagum	0.13
bersih	0.12			crew	0.20	rute	0.10		
				proffesional	0.15				

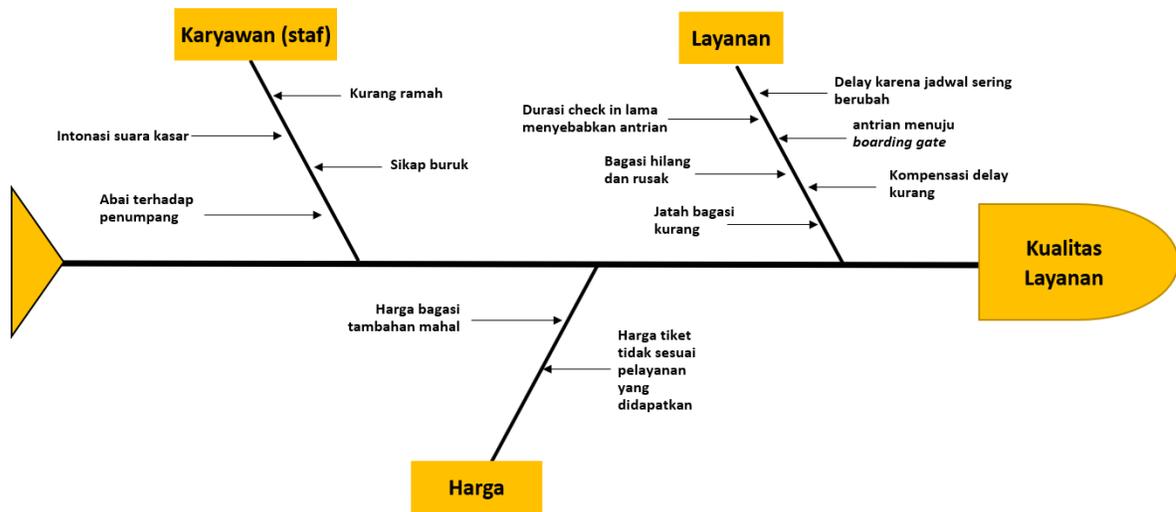
Berdasarkan tabel 6, Dalam ulasan positif yang diberikan pengguna sebagian besar mengenai kualitas pelayanan maskapai yang baik dan cukup konsisten. Selain itu dalam ulasan positif pengguna juga memuji harga tiket yang ditawarkan yang menurut sebagian besar pengguna sangat terjangkau, ekonomis dan kompetitif dibandingkan dengan maskapai lain. Namun demikian ada beberapa pengguna yang menganggap bahwa harga tiket masih tergolong cukup mahal. Suasana dalam perjalanan juga menjadi sorotan pengguna dalam ulasannya, umumnya pengguna menggambarkan suasana dalam penerbangan seru, semarak dan penuh kesederhanaan. Dengan fasilitas perjalanan yang terbatas dan sederhana sesuai dengan maskapai LCC tidak mengurangi kenyamanan pengguna karena suasana dan kebersihan yang terjaga. Pengguna juga memuji kelezatan dan kenikmatan makanan dan minuman yang terdapat saat penerbangan. Selain itu pengguna juga memuji kinerja pramugari, awak maupun kru yang selalu ramah, profesional dan riang dalam melayani penumpang. Kursi dalam pesawat juga dinilai pengguna sudah layak dan bersih untuk sekelas maskapai LCC. Namun dengan banyaknya pujian tersebut bukan berarti dalam ulasan positif tidak terdapat keluhan kesah pengguna. Delay masih menjadi permasalahan utama maskapai LCC, namun dalam ulasan positif yang memuat topik delay, pengguna kebanyakan memaklumi dan tidak mempermasalahkan delay yang terjadi. Menurut pengguna delay merupakan hal wajar dan tidak begitu masalah jika dibandingkan dengan layanan dan harga yang ditawarkan oleh maskapai.

b) Ulasan Negatif

Setelah diketahui kata-kata yang paling sering digunakan dalam ulasan negatif, selanjutnya dilakukan proses *association rule* seperti yang ditunjukkan dalam tabel 7.

Tabel. 7 Asosiasi Kata Pada Ulasan Negatif

terbang		delay		bagasi		tumpang		layan	
pergi	0.29	umum	0.18	jatah	0.36	ekonomi	0.39	kecewa	0.22
ngeri	0.21	ekstrem	0.18	bawa	0.34	antri	0.29	kualitas	0.21
jadwal	0.17	kompensasi	0.17	barang	0.34	tunggu	0.29	intonasi	0.20



Gambar 8. Diagram Sebab Akibat Permasalahan Yang Menjadi Keluhan

Berdasarkan pada gambar 8 dapat dilihat bahwa faktor-faktor yang menjadi keluhan pengguna berdasarkan pada ulasan negatif adalah layanan yang meliputi yakni, delay, durasi *check in* yang lama sehingga menimbulkan antrian, antrian menuju *boarding gate*, kompensasi delay yang kurang, bagasi hilang dan rusak, jatah bagasi kurang,. Selanjutnya permasalahan karyawan (staf) meliputi permasalahan karyawan/staf yang kurang ramah, memiliki sikap buruk, intonasi suara yang kasar, abai terhadap penumpang. Terakhir faktor harga meliputi harga bagasi tambahan yang mahal serta harga tiket yang dianggap tidak sesuai dengan pelayanan yang diberikan..

KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Berdasarkan pada ulasan yang telah dikumpulkan, mayoritas pengguna (34,8%) merasa layanan yang diberikan oleh maskapai penerbangan XYZ baik, 32,8% pengguna memberikan ulasan netral artinya mereka menganggap layanan yang diberikan biasa saja. Dan sebanyak 32,5% pengguna memberikan ulasan negatif yang artinya mereka menganggap layanan yang diberikan maskapai XYZ buruk.
2. Berdasarkan klasifikasi yang dilakukan dengan metode *Naïve Bayes Classifier*, dimana terdapat 3 jenis pembagian data latih dan uji. Diketahui bahwa tingkat akurasi tertinggi diperoleh pada perbandingan 60% : 40% dengan tingkat akurasi mencapai 84,7%.
3. Faktor-faktor yang dikeluhkan oleh penumpang maskapai XYZ adalah faktor layanan, karyawan/staf dan harga. Dimana dari 3 faktor tersebut diperoleh 12 permasalahan yakni, delay, durasi *check in* yang lama sehingga menimbulkan antrian, antrian menuju *boarding gate*, kompensasi delay yang kurang, bagasi hilang dan rusak, jatah bagasi kurang, karyawan/staf yang kurang ramah, memiliki sikap buruk, intonasi suara yang kasar, abai terhadap penumpang, harga bagasi tambahan yang mahal serta harga tiket yang dianggap tidak sesuai dengan pelayanan yang diberikan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Chen, Wen Kuo, Dalianus Riantama, and Long Sheng Chen. 2021. "Using a Text Mining Approach to Hear Voices of Customers from Social Media toward the Fast-Food Restaurant Industry." *Sustainability (Switzerland)* 13, no. 1: 1–17. <https://doi.org/10.3390/su13010268>.
- [2] Buaphiban, Thapanat, and Dothang Truong. 2017. "Evaluation of Passengers' Buying Behaviors toward Low Cost Carriers in Southeast Asia." *Journal of Air Transport Management* 59: 124–33. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.12.003>
- [3] Martins, Márcio Ribeiro, Susana Rachão, and Rui Augusto da Costa. 2018. "Electronic Word of Mouth: Does It Really Matter to Backpackers? Booking Website Reviews as an Indicator for Hostels' Quality Services." *Journal of Quality Assurance in Hospitality and Tourism* 19, no. 4: 415–41. <https://doi.org/10.1080/1528008X.2018.1429980>.
- [4] A. Yani, Dhita Deviacita, Helen Sasty Pratiwi, and Hafiz Muhardi. 2019. "Implementasi Web Scraping Untuk Pengambilan Data Pada Situs Marketplace." *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi (JUSTIN)* 7, no. 4: 257. <https://doi.org/10.26418/justin.v7i4.30930>.
- [5] Odim, Mba Obasi, Adewale Opeoluwa Ogunde, Bosede Oyenike Oguntunde, and Samuel Ayodele Phillips. 2020. "Exploring the Performance Characteristics of the Naïve Bayes Classifier in the Sentiment Analysis of an Airline's Social Media Data." *Advances in Science, Technology and Engineering Systems* 5, no. 4: 266–72. <https://doi.org/10.25046/aj050433>.
- [6] Wan Fen, Chua, Maizatul Akmar Ismail, Tasnim M A Zayet, and Kasturi Dewi Varathan. 2020. "Sentiment Analysis of Users' Perception Towards Public Transportation Using Twitter." *International Journal of Technology Management and Information System* 2, no. 1: 92–101. <http://myjms.moe.gov.my/index.php/ijtmis>.
- [7] Tegar Satria, Aditya, Mustafid, and Dinar Mutiara Kusumo Nugraheni. 2020. "Implementation of Integrated Bayes Formula and Support Vector Machine for Analysing Airline's Passengers Review." In *E3S Web of Conferences*. Vol. 202. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202020215004>.