

Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Ulasan Aplikasi *Shopee* Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*

Asna Simanungkalit^{1*}, Julius Panda Putra Naibaho², Alex De Kweldju³
 Teknik Informatika, Universitas Papua, Manokwari, Indonesia
 *e-mail *Corresponding Author*: asnasimanungkalit201962@gmail.com

Abstract

The growth of information technology and digital advances are changing the shopping landscape, especially with the rise of online shopping applications such as Shopee in Indonesia. Shopee's effectiveness as an online shopping platform is evaluated through user reviews on the Google Play Store. The reviews provide insight into application performance, helping companies improve services. This research uses the Naïve Bayes algorithm to analyze user complaints against Shopee. Naïve Bayes is a method that combines information from sample data and information from previous data. Data from 4425 reviews between October 2018 and May 10 2019 was analyzed, with the results classifying positive and negative sentiment. By using oversampling techniques to overcome data imbalance, the accuracy reached 92.5% and the AUC value was 0.95, indicating the success of the model. This study provides insights into user perceptions of Shopee, helping in improving user experience on the platform.

Keywords: *Comments; Sentiment; Shopee; Review; Naive Bayes*

Abstrak

Pertumbuhan teknologi informasi dan kemajuan digital mengubah lanskap perbelanjaan, terutama dengan meningkatnya aplikasi belanja *online* seperti *Shopee* di Indonesia. Efektivitas *Shopee* sebagai *platform* belanja *online* dievaluasi melalui ulasan pengguna di *Google Play Store*. Ulasan tersebut memberikan wawasan tentang kinerja aplikasi, membantu perusahaan dalam meningkatkan layanan. Penelitian ini menggunakan algoritma *Naïve Bayes* untuk menganalisis keluhan pengguna terhadap *Shopee*. *Naïve bayes* merupakan sebuah metode yang menggabungkan informasi dari data sampel dan informasi dari data sebelumnya. Data dari 4425 ulasan antara Oktober 2018 dan 10 Mei 2019 dianalisis, dengan hasil mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif. Dengan menggunakan teknik *oversampling* untuk mengatasi ketidakseimbangan data, akurasi mencapai 92,5% dan nilai AUC adalah 0,95, menunjukkan keberhasilan model. Studi ini memberikan wawasan tentang persepsi pengguna terhadap *Shopee*, membantu dalam meningkatkan pengalaman pengguna di *platform* tersebut.

Kata Kunci: *Komentar; Sentimen; Shopee; Ulasan; Naive Bayes*

1. Pendahuluan

Teknologi informasi telah menjadi kebutuhan manusia yang selalu meningkat seiring berjalannya waktu. Pesatnya pertumbuhan teknologi informasi dan kemajuan digital telah membawa sejumlah perubahan pada hampir semua perspektif kehidupan, salah satunya pada bidang perbelanjaan di mana sedang maraknya penggunaan aplikasi belanja *online* yang muncul di Indonesia. Berbicara tentang aplikasi belanja *online* yang hadir di Indonesia, terdapat sejumlah situs seperti *Shopee*, Tokopedia, Lazada, Blibli, Bukalapak, JD.ID, Zalora, dan lainnya [1]. *Shopee* adalah salah satu aplikasi belanja *online* yang sedang *trend* dan cukup terkenal bagi masyarakat luas [2]. Analisis untuk peningkatan atau mempertahankan layanan kepada pelanggan menjadi hal penting dilakukan untuk tetap menjaga keberlangsungan operasi perusahaan.

Shopee adalah aplikasi *mobile* jual beli *online* yang dapat dengan mudah digunakan dengan *smartphone* apapun yang terhubung dengan internet. *Shopee* menjadi salah satu situs *e-commerce* di Indonesia dengan pengunjung bulanan terbanyak. Dikutip dari [3] berdasarkan data iPrice, pada kuartal ketiga tahun 2021, rata-rata jumlah kunjungan web *Shopee* per bulan adalah 134,4 juta. Analisis sentimen pengguna layanan dilakukan untuk memberikan wawasan yang mendalam tentang bagaimana pengguna merespon dan merasakan setiap aspek dari

setiap pengguna aplikasi *Shopee*, serta untuk mengetahui kepuasan setiap pengguna dan membantu manajemen *Shopee* memahami area mana yang perlu diperbaiki atau ditingkatkan untuk meningkatkan pengalaman pengguna secara keseluruhan. Pemilihan aspek dalam ulasan tertentu seperti antarmuka pengguna, layanan, kecepatan pengiriman dan lainnya, serta menerapkan teknik pemrosesan ekstraksi informasi dari pengguna, pengembangan kecerdasan buatan dan perbaikan berkelanjutan berdasarkan analisis sentimen juga termaksud peningkatan fitur, layanan pelanggan dan kebijakan dalam melibatkan pengguna dalam proses perbaikan dengan mengumpulkan umpan balik serta respon yang cepat.

Efektivitas suatu *platform* berbasis *online* yang digunakan oleh suatu perusahaan bisnis dapat dinilai dengan mengukur persepsi pengguna yang disampaikan melalui review aplikasi [4]-[6]. Perusahaan dapat menilai bagaimana pengguna menyampaikan kritik, saran, pengalaman, dan penyampaian kepuasan mengenai performa *platform* aplikasi yang digunakan. Ulasan tersebut dapat dijadikan acuan, sehingga perusahaan dapat melihat kinerja dari *platform* aplikasi yang digunakan, dan membantu perusahaan untuk menentukan peningkatan layanan *platform* yang diperlukan untuk mengatasi masalah pengguna [7][8].

Penelitian ini dilakukan untuk memberikan pemahaman mendalam tentang cara menerapkan analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan dalam pengguna aplikasi *shopee* agar dapat memahami umpan balik pengguna dengan baik. Manfaat lain adalah membantu *shopee* dalam mengidentifikasi masalah yang dihadapi pengguna dalam menggunakan aplikasi mereka, sehingga perusahaan dapat berfokus pada masalah yang penting, juga memberikan solusi yang mudah bagi *shopee* dan perusahaan *e-commerce* lainnya dalam peningkatan pengalaman pengguna dan efisiensi dalam menangani ulasan para pengguna. Manfaat selanjutnya adalah memberikan pemahaman yang lebih mendalam bagi pengalaman pengguna serta meningkatkan kualitas layanan dan kepuasan pelanggan, efisiensi dalam pengelolaan ulasan, juga keunggulan kompetitif.

2. Tinjauan Pustaka

Beberapa penelitian mengenai analisis sentimen terhadap *platform* aplikasi bisnis telah dilakukan. Penelitian [9] melakukan analisis sentimen menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan *Complement Naïve Bayes* pada *framework software Hadoop Seref*. Lalu penelitian [10] tentang *Naïve Bayes Classifier* Penelitian ini melakukan sentimen analisis berbasis aspek terhadap ulasan pelanggan restoran bakso president malang yang memperoleh nilai akurasi sebesar 88% pada aspek Makanan, 76% pada aspek Layanan, dan 84% pada aspek Atmosfir.

Penelitian [11] berkaitan dengan sentimen analisis berdasarkan aspek usefulness, system dan *service* yang berfokus pada ulasan pengguna *tokpedia* menghasilkan akurasi sebesar 69,6% untuk klasifikasi sentimen dan 74,2% untuk klasifikasi aspek. Selanjutnya, peneliti [12] menggunakan *Complement Naïve Bayes* yang digunakan pada data biomedis untuk mengatasi data noised dan imabalanced dan menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam performa akurasi. Penelitian [13] menggunakan 4 jenis algoritma *Naïve bayes* yaitu, *Multinomial*, *Gaussian*, *Complement*, dan *Bernoulli Naïve Bayes*. Performa terbaik adalah algoritma *Complement* yang menghasilkan akurasi sebesar 83,66%.

Perbedaan penelitian ini dengan penelitian terdahulu adalah pada objek kajian serta parameter yang digunakan dalam mengetahui tingkat kepuasan dari setiap pengguna aplikasi *shoppe*.

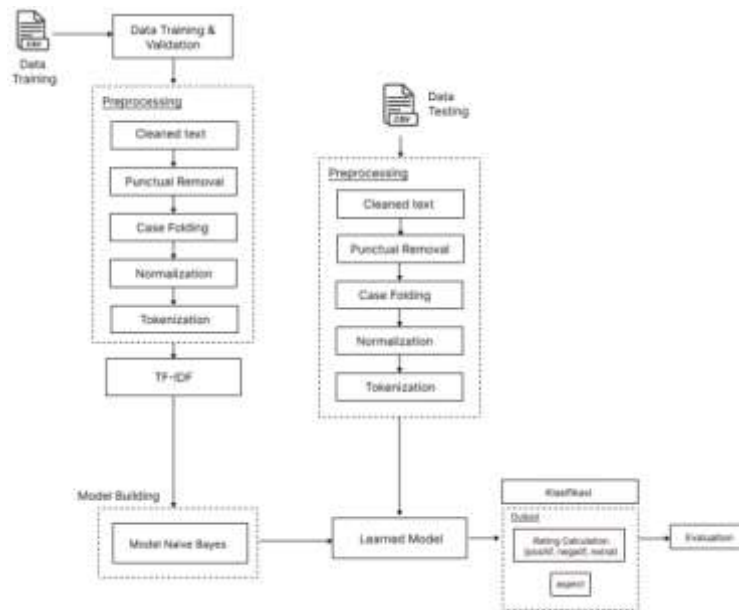
3. Metodologi

3.1 Dataset

Adapun data yang dipakai pada penelitian ini yaitu kumpulan ulasan berbahasa Indonesia oleh pengguna *Shopee* melalui situs *Google Play Store*. Proses pengambilan data melalui *scraping* yang disimpan dalam bentuk *.csv*. Banyaknya data yang dikumpulkan berjumlah 1500 data. Ulasan yang diperoleh dari hasil *scraping* tidak berdasarkan urutan waktu.

3.2 Arsitektur Umum

Langkah-langkah dalam pengerjaan penelitian ini yaitu diawali dengan pengumpulan data berformat *csv* yang akan diterapkan pada proses training data dan testing data. Setelah itu dilakukan pelabelan secara manual pada dataset. Kemudian langkah berikutnya dilakukan *Pre-processing*. Data yang sudah melalui *preprocessing* akan dilakukan ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF sebelum masuk ke proses klasifikasi.



Gambar 1. Arsitektur Umum Proses Penelitian

1) *Input*

Input pada penelitian ini adalah data ulasan atau review yang menggunakan Bahasa Indonesia oleh pengguna *Shopee* melalui situs *Google Play Store*. Perolehan data dilakukan menggunakan teknik scraping yang disimpan dalam format csv. Dataset pada penelitian ini akan diberi label secara manual pada setiap ulasan pengguna aplikasi *Shopee*. Ada 3 aspek yang akan diidentifikasi yaitu video tutorial, *user account*, dan *customer service*. Setiap aspek menunjukkan *keyword* bahwa suatu ulasan membahas aspek tersebut [14].



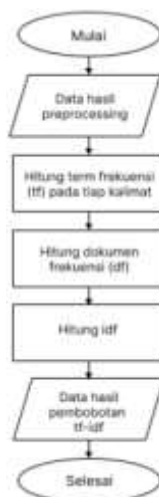
Gambar 2. Flowchart Preprocessing

2) Text Processing

Sebelum pengklasifikasian, data terlebih dahulu dibersihkan melalui beberapa tahap *preprocessing*. Proses *preprocessing* pada penelitian ini lebih jelasnya *flowchart* Gambar 2.

3) TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*)

Penelitian ini menggunakan data teks yang termasuk data tidak terstruktur. Oleh karena itu data perlu dikonversi ke angka agar komputer mampu mengolah data yang digunakan. Penulis menggunakan tf-idf untuk memberi bobot pada kata. *Flowchart* proses pembobotan tf-idf dapat dilihat pada *Flowchart* Gambar 3.



Gambar 3. *Flowchart* proses TF-IDF

TF-IDF adalah penghitungan bobot setiap kata yang secara umum digunakan mengetahui seberapa sering suatu kata muncul. Term Frequency (TF) yaitu frekuensi kemunculan kata (t) dalam suatu dokumen. Semakin tinggi bobot tf menunjukkan semakin banyak kemunculan kata suatu dokumen. *Inverse Document Frequency* (IDF) menunjukkan tentang jarangness suatu kata muncul. Semakin tinggi nilai idf maka kata tersebut jarang muncul, sedangkan nilai rendah idf menunjukkan kata tersebut sering muncul [15].

$$tfidf_{t,d} = t_{ft,d} \cdot idf_t \quad \dots \dots \dots (1)$$

Keterangan:

$tfidf_{t,d}$ = Bobot term

$t_{ft,d}$ = term frequency kata t pada dokumen d

idf_t = inverse document frequency kata t

Implementasi menghitung skor TF, DF, dan IDF, misalkan ada beberapa dokumen sebagai berikut :

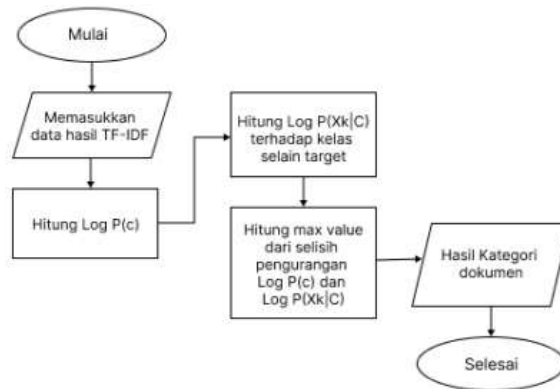
D1 : aplikasi bagus tetapi server eror

D2 : video animasi membantu. harga premium mahal

D3 : aplikasi eror. materi video bagus.

4) Complement Naive Bayes

Data yang sudah melalui proses *preprocessing* dan perhitungan bobot dengan TF-IDF, selanjutnya akan dilakukan proses training dan pengklasifikasian dengan penerapan algoritma *Complement Naive Bayes*. CNB adalah adaptasi dari algoritma standar multinomial *Naive Bayes* yang sangat cocok digunakan pada dataset yang tidak seimbang. Secara khusus, CNB menggunakan penghitungan dari komplemen kelas tersebut untuk menghitung bobot model. Pada Gambar 3.8 dapat dilihat alur kerja *Complement Naive Bayes*.



Gambar 4. Alur Cara Kerja Complement Naive Bayes

3.3 Metode Evaluasi

Perlunya metode evaluasi guna menjadi suatu penilaian kinerja terhadap suatu pemodelan analisis sentimen berbasis aspek ulasan aplikasi pada algoritma yang digunakan. *Confussion Matrix* adalah metode yang digunakan dalam penelitian ini. Evaluasi yang diterapkan adalah mengikuti aturan *variable* pada tabel di bawah dengan perhitungan seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*.

4. Hasil Dan Pembahasan

4.1 Kondisi Data

Dari total ulasan yang didapat melalui proses sraping scraping, terdapat 10 ulasan yang tidak bisa dibaca, sehingga data ulasan seperti itu dihapus dan yang digunakan berjumlah 3067. Ada beberapa ulasan dengan rating baik seperti 4 dan 5 yang isi ulasannya justru negatif dan mengandung kritikan. Jadi untuk pelabelan klasifikasi sentimen, tidak bisa hanya dilihat dari rating saja, diperlukan pelabelan manual. Kondisi data ulasan berdasarkan rating ditunjukkan pada tabel-tabel berikut.

Tabel 1. Contoh Beberapa Ulasan

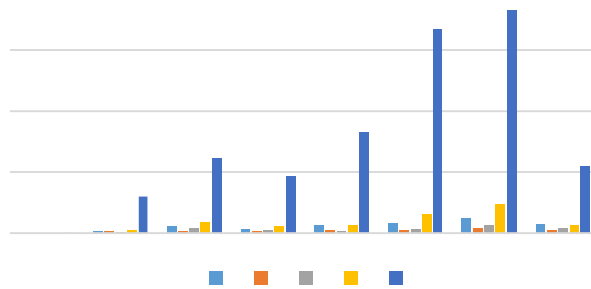
No	Rating	Ulasan
1	5	Instant Delivery is not shown in application, pls do some adjustment to become easier to understand. Thank you
2	4	Its nice but too complicated to use
3	1	T f3 hpdp bnmA+a p l'm no
4	4	J.J obviously not b j. lbj lbb bbin l bb. Ni i

Tabel 1 adalah contoh Beberapa Ulasan, kalimat ulasan mengandung kritikan dan penulis ulasan memberikan saran untuk *Shopee*. Ia menulis bahwa fitur pengiriman instan tidak muncul di aplikasi, dan ia menyarankan untuk melakukan pengaturan baru supaya aplikasi lebih mudah dimengerti. Namun ia memberikan rating 5 yang artinya rating baik. Pada kalimat ulasan nomor 2, ulasan mengandung pujian dan kritikan, bahwa aplikasinya bagus tetapi rumit digunakan, dan ia memberikan rating baik yaitu 4. Karena itu, kalimat perlu dipisah untuk mendapatkan aspek yang mungkin berbeda di tiap kalimat. Penulis memisahkan kalimat berdasarkan pemisah titik. Maka, rating tidak bisa dijadikan acuan untuk memberikan label sentimen positif atau negatif. Pada kalimat nomor 3 dan 4. Mengandung ulasan yang tidak bisa dipahami, maka ulasan seperti itu perlu dihapus.

Tabel 2. Jumlah Ulasan Tiap Rating

No	Rating	Jumlah Ulasan
1	1	169
2	2	56
3	3	84
4	4	266
5	5	2492
total		3067

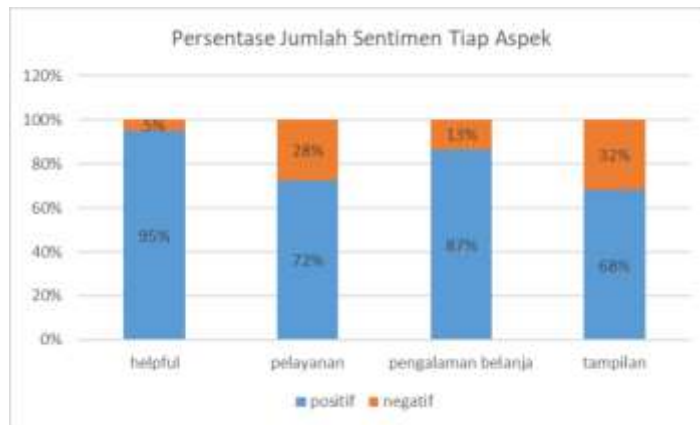
Berdasarkan Tabel 2, jumlah Ulasan Tiap Rating, rating 5 memiliki jumlah terbanyak dari rating lainnya yaitu sebanyak 2492 ulasan, dan rating 3 memiliki jumlah terendah yaitu sebanyak 84 ulasan.



Gambar 5. Grafik Rating Tiap Bulan

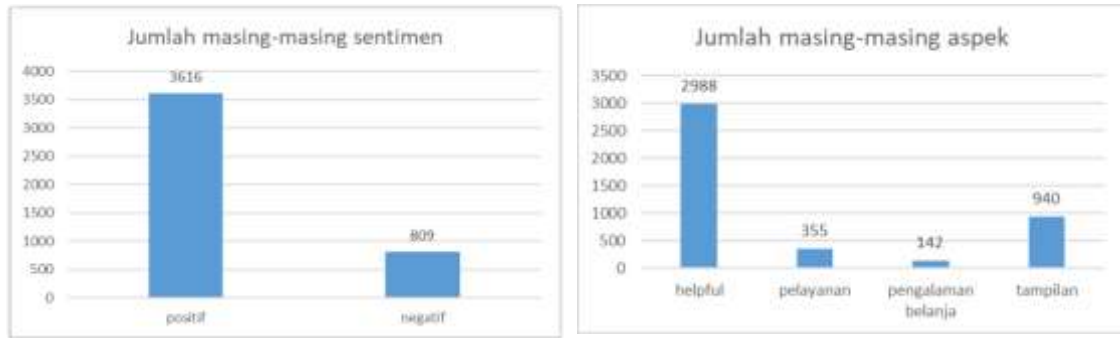
Gambar 5, Grafik Rating Tiap Bulan menunjukkan perkembangan jumlah ulasan berdasarkan rating, selama bulan Oktober 2018 hingga Mei 2019. Terlihat bahwa ulasan dengan rating 5 mendominasi di tiap bulan. Jumlah ulasan pada rating lainnya tidak terlalu meningkat pesat antar bulan.

Label yang digunakan untuk klasifikasi sentimen hanya positif dan negatif, dan untuk klasifikasi aspek ada 4. Karena setiap ulasan dipotong per-kalimat dengan pemisah titik, maka jumlah data menjadi 4425 kalimat.



Gambar 6. Persentase Jumlah Sentimen Tiap Aspek

Gambar 6 adalah Persentase Jumlah Sentimen Tiap Aspek menunjukkan persentase dari jumlah sentimen setiap aspek setelah ulasan dipotong menjadi kalimat-kalimat. Sentimen positif mendominasi di tiap aspek



Gambar 7. (a) Jumlah Ulasan Label Sentimen, (b) Jumlah Ulasan Label Aspek

Hasil klasifikasi masing–masing sentimen dan aspek seperti pada Gambar 7. (a) Jumlah Ulasan Label Sentimen, (b) Jumlah Ulasan Label Aspek. Karena jumlah sentimen tidak seimbang, maka perlu dilakukan resampling data untuk mengatasinya, dengan *undersampling*, *oversampling*, dan juga gabungan keduanya.

4.2 Hasil *Preprocessing*

Data teks harus dibersihkan terlebih dahulu supaya bisa diolah dan diubah ke bentuk angka, agar bisa diolah oleh komputer. *Preprocessing* yang dilakukan meliputi menghapus simbol dan *stopword*, *case-folding*, tokenisasi, dan mengubah kata slang. Penulis tidak menghapus kata negasi seperti “not” untuk memudahkan interpretasi topik, juga penghapusan negasi akan mengubah arti dari ulasannya. Hasilnya disimpan dalam bentuk CSV. Berikut contoh beberapa data awal dari hasil *preprocessing*:

Tabel 3. Beberapa Data Awal Hasil *Preprocessing*

No.	Rating	Review	Cleaned_review
1	5	Recomended app	Recommended
2	5	I have relied on Shopee to obtain from cheap andmundane items topriicy gadgets	relied cheap mundane item pricy gadget extra care handling shipping
3	5	that need extra care inhandling and shipping Everything were delivered as expectedand I am satisfied (sofar) with its choice of stores, couriers, user-	delivered expected satisfiedchoice store courier user friendly design comprehensive
4	5	friendly design, and comprehensive system Sometimes, Shopee	
5	5	Full Review	

Tabel 3 adalah beberapa Data Awal Hasil *Preprocessing* hasil kalimat ulasan yang sudah di-*preprocessing* dimasukkan ke kolom *cleaned_review*, pada kalimat nomor 4 dan 5 kolom *cleaned_review* kosong karena kalimat di kolom *review* merupakan kata yang masuk dalam *list stopwords*, sehingga kata–kata itu dihapus.

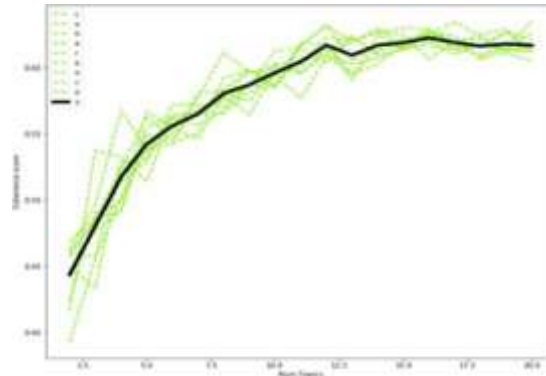
4.3 Pembobotan Kata

Pembobotan kata menggunakan tf. Parameter pada fungsi Tf_vectorizer yaitu *max_df* dan *min_df*. Nilai yang digunakan adalah *max_df* = 0.75 dan *min_df* = 5. Nilai *max_df* tersebut artinya kita mengabaikan kata yang muncul lebih dari 75% dokumen, dan nilai *min_df* tersebut

artinya kita mengabaikan kata yang muncul kurang dari 5 dokumen. Bentuk tf yang didapat adalah (4425, 327), artinya terdapat 4425 baris (kalimat) dan 327 kata unik.

4.4 Penentuan Jumlah Aspek

Jumlah aspek ditentukan dengan melakukan *clustering* dari seluruh data. Proses *clustering* akan menghasilkan jumlah topik (aspek) dan interpretasi topik apa saja yang didapat dari seluruh data tersebut. Hal ini dilakukan agar diketahui jumlah aspek yang harus diberikan dalam proses anotasi klasifikasi aspek. Dalam penentuan jumlah topik dilakukan iterasi dari 2 sampai 20 topik, dan dilihat nilai *coherence* dari masing-masing topik.



Gambar 8. Grafik Nilai *Coherence* 20 Topik

Hasil top words dari tiap *cluster* topik ditunjukkan seperti pada tabel 4.

Tabel 4. Sebaran Kata Tiap Jumlah Topik

Topik	Kata tiap topik	Interpretasi topik
1	online apps shop user nice friendly best useful great recommended interface helpful trusted store buy	Tampilan
2	good price helpful service product like thing help job work response buy buying fast	Pelayanan
3	easy use best place market indonesia helpful simple commerce great fast useful buy payment discount	Kebermanfaatan
4	not great time love seller customer update much better product service cashback get experience bad	Pengalaman belanja

Dari kumpulan kata pada tiap topik seperti pada Tabel 4. Sebaran Kata Tiap Jumlah Topik, bisa diinterpretasi tiap topik membahas tentang apa. Kata yang dicetak tebal merupakan kata yang lebih menentukan interpretasi topik dibanding kata lainnya di tiap *cluster* topik.

4.5 Klasifikasi Sentimen

Penulis menggunakan model klasifikasi *Naïve Bayes* karena data tidak seimbang, maka diperlukan beberapa cara untuk mengatasinya. Teknik yang digunakan adalah *RandomUnderSampler* untuk undersampling, *RandomOverSampler* untuk oversampling, dan SMOTEENN untuk gabungan keduanya. Dengan beberapa teknik tersebut, dilihat evaluasi *precision*, *recall*, dan *F1-Score* dari masing-masing teknik, dibandingkan dengan evaluasi pada data asli.

Tabel 5. Hasil Evaluasi Klasifikasi Sentimen Tanpa resampling

label	Precision	Recall	F1-Score
-1	0.78	0.62	0.69
1	0.94	0.97	0.95

Akurasi tanpa resampling: 91.9 % *Undersampling*

Tabel 6. Hasil Evaluasi Klasifikasi Sentimen *undersampling*

label	Precision	Recall	F1-Score
-1	0.74	0.75	0.74
1	0.96	0.95	0.96

Akurasi undersampling: 92.4%

Tabel 7. Hasil Evaluasi Klasifikasi Sentimen *Oversampling*

label	Precision	Recall	F1-Score
-1	0.71	0.81	0.76
1	0.97	0.94	0.96

akurasi oversampling: 92.5 %

Tabel 8. Hasil Evaluasi Klasifikasi Sentimen *SMOTEENN*

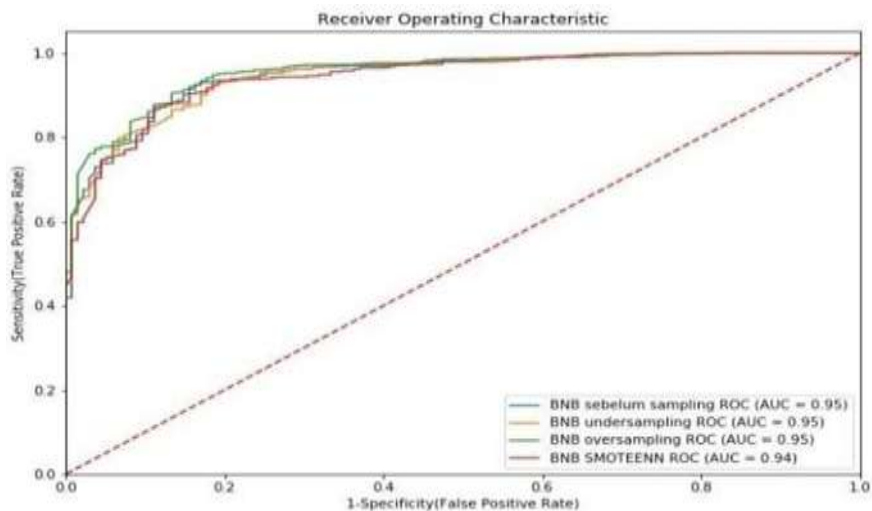
Label	Precision	Recall	F1-Score
-1	0.74	0.75	0.74
1	0.97	0.95	0.96

akurasi SMOTEENN: 92.4 %

Tabel 9. Tabel *Confusion Matrix*

	Positif	Negatif
Positif	742	25
Negatif	110	44

Jika dilihat pada Tabel 5 hingga Tabel 8 Hasil Evaluasi Klasifikasi Sentimen, akurasi tertinggi dihasilkan dengan teknik oversampling. Pada *confusion matrix* Tabel 9 menunjukkan bahwa banyak data yang benar terklasifikasikan salah (negatif) sebanyak 110 data, banyak data yang terklasifikasi benar terklasifikasi benar (positif) sebanyak 742 data. Data yang salah memprediksi data positif sebanyak 25 data, dan data yang salah memprediksi data negatif sebanyak 44 data. Selain itu, evaluasi juga bisa dilihat menggunakan kurva ROC dan AUC, karena ukuran performanya lebih cocok digunakan pada data yang tidak seimbang [16]. Gambar 9. Grafik Kurva ROC dan Nilai AUC dengan *Naïve Bayes* adalah grafik kurva ROC dan daerah AUC dari data *testing*, menunjukkan bahwa nilai AUC pada *oversampling* juga sudah baik.



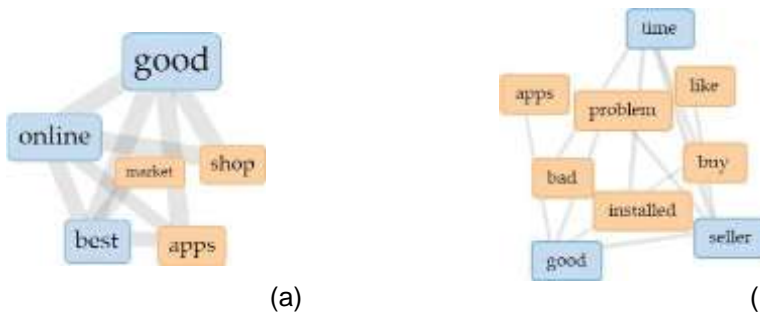
Gambar 9. Grafik Kurva ROC dan Nilai AUC dengan *Naïve Bayes*

4.6 Visualisasi dan Interpretasi Data

Visualisasi data menggunakan *wordcloud* dan *wordlink* pada sentimen di setiap aspek, seperti ditunjukkan pada gambar berikut:



Gambar 10. *Wordcloud* Aspek *Helpful* Sentimen (a) Positif dan (b) Negatif

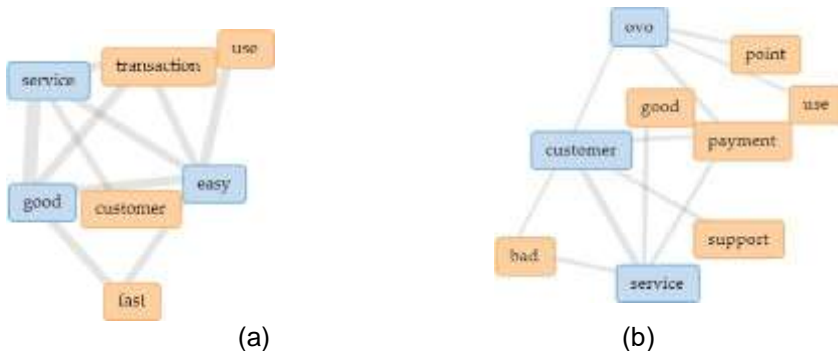


Gambar 11. *Wordlink* Aspek *Helpful* Sentimen (a) Positif dan (b) Negatif

Berdasarkan Gambar 10 *Wordcloud* Aspek *Helpful* Sentimen (a) Positif dan (b) Negatif, sentimen positif pada aspek kebermanfaatan (*helpful*) menunjukkan bahwa *Shopee* menjadi aplikasi yang mudah digunakan untuk berbelanja *online*, tempat yang direkomendasikan untuk berbelanja, dan merupakan aplikasi yang terpercaya. Sedangkan hal yang dinilai negatif oleh masyarakat adalah para penjual yang memberikan foto tidak asli, *cashback* yang justru masuk ke *ovo* point, masalah kupon yang tidak bisa dipakai, dan harapan dari pengguna untuk menghapus akun yang sudah tidak terpakai.



Gambar 12. *Wordcloud* Aspek Pelayanan Sentimen (a) Positif dan (b) Negatif



Gambar 13. *Wordlink* Aspek Pelayanan Sentimen (a) Positif dan (b) Negatif

Wordcloud aspek pelayanan pada Gambar 12. *Wordcloud* Aspek Pelayanan Sentimen (a) Positif dan (b) Negatif menunjukkan bahwa Shopee memberikan pelayanan *customer service* yang baik, responnya cepat, dan transaksi yang aman. Namun, *customer service* juga menjadi faktor kritikan dari pengguna. Pada *wordcloud* negatif juga muncul kata *customer service*, karena tidak responsif, tidak interaktif, juga tidak adanya telepon yang bisa dihubungi untuk menyampaikan keluhan. Selain itu, penjual juga mengirimkan barang yang tidak sesuai permintaan pembeli. Terkait pembayaran *ovo*, masyarakat mengeluhkan perubahan *ovo* menjadi *tokocash*, juga mereka tidak bisa mengaktifasi *ovo*-nya.

5. Simpulan

Dari hasil penelitian dan pemaparan yang sudah dijelaskan disimpulkan bahwa ada beberapa aspek yang merangkum opini pengguna *Shopee* berdasarkan ulasan yang ditulis pada kolom komentar di *Play Store*, dimana masing-masing memiliki sentimen positif dan negatif. Hasil tersebut berdasarkan data komentar selama bulan Oktober 2018 hingga 10 Mei 2019, sebanyak 4425 kalimat ulasan. Lalu, klasifikasi sentimen menggunakan *Naïve Bayes* dan teknik *oversampling* karena data antara sentimen negatif dan positif tidak seimbang, didapat akurasi sebesar 92.5%. Juga nilai AUC menunjukkan nilai yang baik yaitu 0,95. Kelebihan *Shopee* dari aspek kebermanfaatannya adalah aplikasinya mudah digunakan dan direkomendasikan untuk digunakan, kekurangannya adalah penjual tidak memberikan foto asli, *cashback* yang masuk ke *ovo point*, dan harapan untuk menghapus akun yang tidak terpakai. Dari aspek pelayanan, pengguna senang karena *customer service* baik dan responnya cepat, tetapi ada pula yang merasakan bahwa *customer service* sulit dihubungi, juga dari pelayanan penjual yang salah mengirim barang. Pada aspek pengalaman belanja, sentimen positif yang diberikan tentang produk yang murah dan mudah dicari, sedangkan sentimen negatifnya adalah penjual tidak mengembalikan barang yang dikomplain pembeli. Dari aspek tampilan, pengguna senang karena *user friendly* dan mudah digunakan, tetapi adanya iklan yang muncul setelah proses *update* mengganggu pengguna dalam proses belanja pada aplikasi.

Ada beberapa saran untuk peneliti lainnya yang tertarik untuk melanjutkan penelitian ini. Klasifikasi bisa menggunakan model *machine learning* lainnya, atau *deep learning*. Bisa menggunakan teknik lainnya untuk mengatasi data tidak seimbang. Bisa menggunakan model *clustering* lainnya. Menggunakan data bahasa Indonesia dan data diambil diurutkan berdasarkan komentar terbaru.

Referensi

- [1] A.I. Jati, D. Isnawati, & W. Lestari, "Analisis Permintaan Belanja Online di Indonesia". *Nomicpedia: Journal of Economics and Business Innovation*, vol. 3, no. 1, Pp. 1-14, 2023.
- [2] V.I. Samuri, A.S. Soegoto, & D. Woran, "Studi Deskriptif Motivasi Belanja Hedonis Pada Konsumen Toko Online Shopee". *Jurnal EMBA: Jurnal Riset Ekonomi, Manajemen, Bisnis dan Akuntansi*, vol. 6, no. 4, pp. 2238-2247, 2018
- [3] D. H. Citra, and W. Purnama, "The Implementation of Naïve Bayes Algorithm for Sentiment Analysis of Shopee Reviews on Google Play Store Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Ulasan Shopee pada Google Play Store," *J. Tekno Kompak*, vol. 18, no. 1, pp. 178-192, 2022.
- [4] F. Rachmawati, K. Muhajarah, & N. Kamaliah, "Mengukur efektivitas podcast sebagai media perkuliahan inovatif pada mahasiswa". *Justek: Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 2, no. 1, pp. 38-44, 2019.
- [5] A. Taufik, & R. Doharma, "Efektivitas Tingkat Penggunaan (Usability) ResearchGate Sebagai Media dalam Membantu Indeksasi Publikasi Karya Ilmiah". *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 9, no. 3, pp. 2699-2715, 2022.
- [6] A. Lattu, & W. Jatmika, "Analisis Kepuasan Pengguna Terhadap Penggunaan E-Learning Dengan Metode Tam Dan Eucs". *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi (JURISTEKNI)*, vol. 4, no. 1, pp. 39-50, 2022.
- [7] B. Santoso, & E. Zusrony, "Analisis Persepsi Pengguna Aplikasi Payment Berbasis Fintech Menggunakan Technology Acceptance Model (Tam)". *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, vol. 11, no. 1, pp. 49-54, 2020.

-
- [8] O. Marisa, "Persepsi kemudahan penggunaan, efektivitas, dan risiko berpengaruh terhadap minat bertransaksi menggunakan financial technology". *Jurnal Administrasi Kantor*, vol. 8, no. 2, pp. 139-152, 2020.
- [9] B. Seref and E. Bostanci, "Sentiment Analysis using Naive Bayes and Complement Naive Bayes Classifier Algorithms on Hadoop Framework," 2018, *2nd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*, Ankara, 2018, pp. 1-7, doi: 10.1109/ISMSIT.2018.8567243.
- [10] W. Parasati, F. A. Bachtiar, and N. Y. Setiawan, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Ulasan Pelanggan Restoran Bakso President Malang dengan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, vol. 4, no. 4, pp. 1090-1099, 2020.
- [11] S. P. Astuti, "Analisis sentimen berbasis aspek pada aplikasi tokopedia menggunakan Ida dan naïve bayes," Tugas Akhir, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah, Jakarta, 2020.
- [12] A. Anagaw, & Y.L. Chang, "A new complement naïve Bayesian approach for biomedical data classification". *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, vol. 10, pp. 3889-3897, 2019.
- [13] R.W. Adinegoro, "Sentiment Analysis Ulasan Produk Pada Situs Emarketplace Tokopedia Dengan Menggunakan Text Mining", *Tugas Akhir*, Program Studi Sistem Informasi, UPN Veteran, 2020
- [14] S. A. Fauziyyah, F. Hamami, and R. Andreswari, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Terhadap Ulasan Pengguna Aplikasi Pegadaian Digital Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Kesatria: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer dan Manajemen)*, vol. 4, no. 4, pp. 951-960. 2023.
- [15] J.R. Manning, J. Jacobs, I. Fried, & M.J. Kahana, "Broadband shifts in local field potential power spectra are correlated with single-neuron spiking in humans". *Journal of Neuroscience*, vol. 29, no. 43, pp. 13613-13620, 2019.
- [16] E. Indrayuni, A. Nurhadi, & D.A. Kristiyanti, "Implementasi Algoritma Naive Bayes, Support Vector Machine, dan K-Nearest Neighbors untuk Analisa Sentimen Aplikasi Halodoc". *Faktor Exacta*, vol. 14, no. 2, pp. 64-71, 2021.