

## Analisis Sentimen Kepuasan Pengguna OYO Di *Playstore* Dengan *Multinomial Naive Bayes* dan *Chi-square*

Rizky Aziz<sup>1</sup>, Tresna Maulana Fahrudin<sup>2</sup>, Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Sains Data, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

<sup>1</sup>[20083010007@student.upnjatim.ac.id](mailto:20083010007@student.upnjatim.ac.id), <sup>2</sup>[tresna.maulana.ds@upnjatim.ac.id](mailto:tresna.maulana.ds@upnjatim.ac.id), <sup>3</sup>[wahyu.s.j.saputra.if@upnjatim.ac.id](mailto:wahyu.s.j.saputra.if@upnjatim.ac.id)

### Abstract

*Opinions play a crucial role in everyday life, significantly influencing human behavior and decisions. Particularly in the contexts of business and organizations, consumer opinions about products and services are highly valuable. This research focuses on sentiment analysis of user reviews for the OYO application on the Google Play Store, with the aim of understanding user sentiment towards the OYO application by delving into the reviews on the Google Play Store and classifying them as positive or negative. OYO Hotels & Homes, a startup company in the accommodation sector originating from India, has achieved remarkable success with revenues reaching US\$951 million in fiscal year 2019. The main classification method used is Multinomial Naïve Bayes, which is an approach in supervised learning, along with Chi-Square feature selection to explore correlations between factors affecting user satisfaction. The research process includes data collection of reviews, preprocessing, labeling, and data splitting. Subsequently, TF-IDF weighting and Chi-Square feature selection are performed. The results of sentiment analysis demonstrate a dominance of positive reviews, indicating user satisfaction with the OYO service. The classification process uses the Multinomial Naïve Bayes algorithm, with an accuracy rate of 85.5% for the model without feature selection, increasing to 87.00% with Chi-Square feature selection. These results highlight the effectiveness of the Multinomial Naïve Bayes algorithm and the importance of feature selection in sentiment analysis. Through a deeper understanding of user sentiment, companies can enhance service quality and better respond to feedback, ensuring optimal customer satisfaction. This research has broad implications in sentiment analysis and the use of statistical methods to address complex issues in the technology industry.*

*Keywords: Sentiment Analysis, OYO Application, Google Playstore, Multinomial Naïve Bayes, Chi-Square Feature Selection.*

### Abstrak

Opini memainkan peran krusial dalam kehidupan sehari-hari, memengaruhi perilaku dan keputusan manusia secara signifikan. Terutama dalam konteks bisnis dan organisasi, pendapat konsumen tentang produk dan layanan sangatlah berharga. Penelitian ini berfokus pada analisis sentimen ulasan aplikasi OYO di *Google Playstore*, dengan tujuan memahami sentimen pengguna terhadap aplikasi OYO dengan mendalami ulasan di *Google Playstore*, serta mengklasifikasikan ulasan tersebut menjadi positif atau negatif. OYO Hotels & Homes, sebuah perusahaan startup di sektor akomodasi yang berasal dari India, telah mencapai kesuksesan luar biasa dengan pendapatan mencapai US\$951 juta pada tahun fiskal 2019. Metode klasifikasi utama yang digunakan adalah *Multinomial Naïve Bayes*, yang merupakan pendekatan dalam pembelajaran terawasi dan seleksi fitur *Chi-Square* untuk mengeksplorasi korelasi antara faktor-faktor yang memengaruhi kepuasan pengguna. Proses penelitian meliputi pengumpulan data ulasan, *preprocessing*, *labeling*, dan pembagian data. Selanjutnya dilakukan pembobotan *TF-IDF* dan seleksi fitur *Chi-Square*. Hasil analisis sentimen memperlihatkan dominasi ulasan positif, menunjukkan kepuasan pengguna terhadap layanan OYO. Proses klasifikasi menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*, dengan hasil akurasi model tanpa seleksi fitur sebesar 85.5%, meningkat menjadi 87.00% dengan seleksi fitur *Chi-Square*. Hasil ini menunjukkan efektivitas algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dan pentingnya seleksi fitur dalam analisis sentimen. Melalui pemahaman yang lebih dalam terhadap sentimen pengguna, perusahaan dapat meningkatkan kualitas layanan dan merespons umpan balik dengan lebih baik, memastikan kepuasan pelanggan yang optimal. Penelitian ini memiliki implikasi luas dalam analisis sentimen dan penggunaan metode statistik untuk mengatasi masalah kompleks dalam industri teknologi.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Aplikasi OYO, *Google Playstore*, *Multinomial Naïve Bayes*, Seleksi Fitur *Chi-Square*.

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

### 1. Pendahuluan

Opini memiliki peran sentral dalam berbagai aktivitas manusia karena berfungsi sebagai pengaruh utama terhadap perilaku kita. Ketika kita dihadapkan pada pengambilan keputusan, keinginan untuk mengetahui pendapat orang lain menjadi hal yang alami. Di dunia nyata, baik bisnis maupun organisasi selalu berupaya

mencari pendapat konsumen atau masyarakat tentang produk dan layanan yang mereka tawarkan. Begitu pula dengan konsumen individu, yang seringkali ingin mengetahui pendapat pengguna lain mengenai suatu produk sebelum membelinya, atau opini orang lain tentang kandidat politik sebelum membuat keputusan dalam pemilihan[1].

Ulasan di Google *PlayStore* memberikan pandangan yang berharga untuk mengevaluasi kualitas sebuah aplikasi. Aplikasi OYO, sebagai contoh, menerima berbagai macam ulasan, baik yang bersifat positif maupun negatif. Mengingat pentingnya ulasan tersebut, penelitian ini memiliki tujuan untuk mengklasifikasikan ulasan berdasar sentimennya, yakni positif atau negatif. Sentimen dari setiap ulasan akan ditentukan berdasarkan rating yang diberikan oleh pengguna[2]. OYO *Hotels & Homes*, sebuah perusahaan startup di sektor akomodasi yang berasal dari India, mencatat pencapaian luar biasa dengan pendapatan mencapai US\$951 juta di tahun fiskal 2019. Ini mencerminkan Pendapatan meningkat empat kali lipat dari periode sebelumnya, yang hanya mencapai US\$211 juta. Meskipun demikian, keuntungan OYO tidak sebanding dengan pendapatannya karena perusahaan mengalami kerugian yang meningkat menjadi US\$335 juta, terutama terkait dengan ekspansi mereka ke pasar China dan pasar lainnya[3]. Oleh karena itu, pemahaman mendalam mengenai sentimen dan pandangan pengguna terhadap aplikasi OYO menjadi sangat penting. Dengan demikian, perusahaan dapat memastikan tingkat kepuasan pelanggan yang optimal, mengidentifikasi permasalahan yang mungkin muncul, dan terus memperbaiki layanan mereka berdasarkan umpan balik yang diterima dari pengguna[4].

Salah satu contoh kasus yang tidak lama terjadi adalah pada 16 April 2023 tentang pengguna aplikasi OYO yang dihadapkan dengan sejumlah permasalahan yang berpengaruh pada pengalaman mereka saat melakukan *reservasi*, proses *check-in*, dan *booking* di hotel yang tersedia di platform ini. Tantangan ini mencakup berbagai aspek, mulai dari masalah kebersihan kamar, pelayanan staf hotel, akurasi harga, hingga kualitas fasilitas, yang semuanya berpotensi memengaruhi tingkat kepuasan pengguna[5].

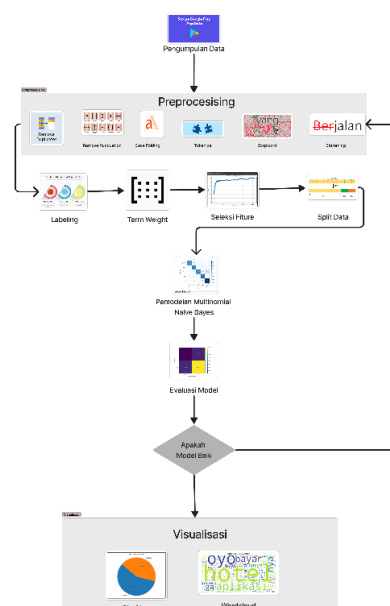
Analisis sentimen yang juga dikenal sebagai opinion mining merupakan proses mendalami evaluasi opini, pandangan, dan emosi yang terungkap dalam teks. Ini adalah sebuah teknik pengolahan data yang menggunakan machine learning untuk mengekstraksi, mendeskripsikan, dan menganalisis informasi dalam teks. Fokusnya adalah pada penentuan arah sikap dalam suatu opini, apakah bersifat positif atau negatif terhadap subjek tertentu. Fokus utama dari penelitian ini adalah penerapan dua metode utama. Metode Multinomial Naïve Bayes dan Chi-Square. Metode Multinomial Naïve Bayes akan digunakan untuk mengkategorikan sentimen positif atau negatif dalam ulasan pengguna terhadap aplikasi OYO. Sementara itu, metode Chi-Square akan dimanfaatkan untuk menyelidiki korelasi antara faktor-faktor yang memengaruhi tingkat kepuasan pengguna[7].

Tujuan penelitian ini adalah untuk mencapai pemahaman yang lebih mendalam tentang kepuasan

pengguna aplikasi OYO, masalah yang mungkin muncul, dan aspek yang dapat ditingkatkan dalam pengalaman pengguna. Hasil dari analisis sentimen ini dapat membantu OYO dalam merancang strategi yang lebih baik untuk meningkatkan kualitas layanan mereka dan merespons dengan lebih baik umpan balik pengguna. Penelitian ini juga memiliki implikasi yang lebih luas dalam konteks analisis sentimen dan penggunaan metode statistik dalam mengatasi masalah yang kompleks dalam industri teknologi. Oleh karena itu, penelitian ini memiliki potensi untuk menjadi kontribusi yang berharga dalam pemahaman lebih lanjut tentang bagaimana data ulasan pengguna dapat digunakan untuk meningkatkan layanan dan platform serupa.

## 2. Metode Penelitian

Langkah-langkah yang dijalankan dalam penelitian ini dapat disimak melalui ilustrasi pada Gambar 2.1 berikut ini:



Gambar 2. 1. Alur Penelitian

### 2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan ulasan OYO dari Google *Playstore* melibatkan ekstraksi informasi dari halaman ulasan aplikasi OYO di toko aplikasi Google *Playstore*. Ini dapat dilakukan menggunakan program atau skrip komputer yang khusus dirancang untuk mengekstrak data. Proses ini memanfaatkan pustaka *Python* bernama "*google\_play\_scraper*". Pengumpulan data dilakukan dengan mengurutkan ulasan berdasarkan peringkat teratas pada aplikasi OYO di Google *Playstore*. Pada proses ini data disimpan dalam file berformat Excel[8].

## 2.2 Preprocessing

Langkah krusial dalam menganalisis sentimen ulasan di Google *Playstore* atau *platform* serupa adalah melakukan *preprocessing* data. Tujuannya adalah membersihkan dan menyiapkan ulasan agar bisa diproses dengan baik oleh metode analisis seperti *Multinomial Naïve Bayes* dan Seleksi Fitur *Chi-Square*. Proses ini mencakup penghapusan tanda baca, *tokenisasi*, dan *stemming* untuk meningkatkan akurasi dan konsistensi hasil analisis. Setelah *preprocessing*, data ulasan akan lebih terstruktur dan siap digunakan sebagai masukan bagi metode analisis selanjutnya. Dengan demikian, langkah-langkah ini penting untuk membangun sistem analisis sentimen yang efisien dan akurat dalam mengeksplorasi wawasan dari ulasan pengguna[9].

### 2.2.1 Tahapan Duplicate

Tahap penting ini bertujuan untuk membersihkan sumber data ulasan dari duplikat yang terjadi. Proses penghapusan duplikasi ini memastikan bahwa hanya ada satu salinan dari setiap data yang redundan yang disimpan. Dengan menyaring duplikat, kita dapat memperoleh dataset yang lebih bersih dan representatif untuk analisis lebih lanjut. Langkah ini membantu mencegah bias yang disebabkan oleh adanya data yang berulang, sehingga hasil analisis menjadi lebih akurat. Dengan mengoptimalkan tahap penghapusan duplikasi, kita dapat memperoleh wawasan yang lebih berharga dari data ulasan yang tersedia.

### 2.2.2 Tahapan Remove punctuation

Tanda baca atau karakter unik seperti `(,!,()-[]{};:'"\ /<>? @ # % ^ & * _ ~` dan sejenisnya akan dihilangkan dari data teks ulasan sebagai langkah awal dalam proses *preprocessing*. Penghapusan tanda baca diperlukan karena umumnya tidak memberikan kontribusi yang signifikan dalam analisis teks. Dengan menghilangkan tanda baca, teks ulasan menjadi lebih bersih dan lebih mudah diproses oleh algoritma analisis sentimen. Langkah ini membantu memastikan konsistensi dan akurasi dalam hasil analisis sentimen yang akan dilakukan selanjutnya. Dengan membuang tanda baca, fokus pada makna inti dari ulasan pengguna dapat ditingkatkan, sehingga menghasilkan representasi teks yang lebih sederhana dan mudah dimengerti.

### 2.2.3. Case folding

Bagian *Case folding* merupakan proses yang penting pada Transformasi teks, yang melibatkan konversi semua huruf menjadi huruf kecil. Tujuannya adalah untuk memastikan konsistensi dan menggabungkan variasi kata yang serupa, seperti "bagus" dan "Bagus" menjadi "bagus". Langkah ini membantu dalam meminimalkan variasi yang tidak perlu dalam data teks, sehingga meningkatkan akurasi analisis. Dengan

merampingkan variasi kata, analisis teks menjadi lebih konsisten dan mudah dilakukan. *Case folding* juga memudahkan proses pencarian dan pengelompokan kata, karena kata-kata dengan casing yang berbeda dianggap sama setelah proses ini dilakukan.

### 2.2.4 Tokenize

*Tokenize* adalah langkah penting dalam pemrosesan teks yang melibatkan pemecahan ulasan menjadi token atau kata-kata individual. Tujuannya adalah untuk memungkinkan analisis per kata dan membentuk dasar untuk perhitungan statistik. Dengan *tokenize*, teks ulasan dapat dibagi menjadi bagian-bagian yang lebih kecil, seperti kata-kata, memungkinkan untuk analisis yang lebih mendalam dan akurat. Proses ini membantu dalam memahami struktur dan makna teks dengan lebih baik, yang sangat penting dalam tugas-tugas pemrosesan bahasa alami, termasuk analisis sentimen. Melalui *tokenize*, informasi penting yang tersembunyi dalam teks dapat diekstraksi dengan lebih efisien.

### 2.2.5. Stopword

Penghapusan *stopwords* bagian penting dalam *preprocessing* Teks yang dimaksud untuk mengeliminasi kata-kata yang tidak memiliki makna ataupun nilai penting, seperti "di", "yang", "dalam", "adalah", dan sejenisnya. Dengan membuang *stopwords*, teks menjadi lebih fokus pada kata-kata kunci yang lebih bermakna, sehingga meningkatkan keakuratan analisis. Proses ini membantu menyederhanakan teks dan meningkatkan efisiensi dalam pemrosesan dan analisis lanjutan. Dengan menghilangkan *stopwords*, kita dapat meningkatkan kualitas hasil analisis sentimen dan pemahaman teks secara keseluruhan. Langkah ini krusial untuk menyaring informasi yang relevan dan menghasilkan representasi teks yang lebih padat dan bermakna.

### 2.2.6. Stemming

Pada tahap *stemming* Ini adalah proses teks yang dimaksudkan untuk mengonversi kata-kata ke bentuk dasarnya. Contohnya, kata seperti "berlari," "lari," dan "lari-lari" disederhanakan menjadi "lari." Ini membantu dalam meminimalkan keragaman kata yang sebenarnya mempunyai makna yang sama. Proses ini membuka peluang penyatuan kata-kata yang serupa secara semantik, sehingga mempermudah analisis teks. Dengan menerapkan *stemming*, konsistensi dan akurasi analisis teks dapat ditingkatkan, terutama dalam tugas seperti klasifikasi sentimen atau pemahaman bahasa alami. *Stemming* juga mengoptimalkan proses pencarian dan pengelompokan kata-kata, meningkatkan efisiensi dalam manipulasi dan analisis teks secara keseluruhan.

### 2.3. Labeling

Labeling adalah tahap krusial dalam proses analisis sentimen di mana output dari tahapan sebelumnya akan diolah untuk menentukan polaritas ulasan. Hasilnya akan Membuat dua klasifikasi utama, yaitu kelas positif dan negatif. Proses labeling ini bertujuan untuk memberikan arah sentimen pada setiap ulasan, membedakan antara ulasan yang bersifat positif atau negatif. Dengan adanya labeling, kita dapat mengetahui pandangan atau opini pengguna terhadap produk atau layanan yang diulas. Tahap ini penting karena menjadi dasar dalam pengambilan keputusan atau strategi berdasarkan analisis sentimen. Dengan demikian, labeling memainkan peran vital dalam menganalisis dan memahami Pandangan yang diekspresikan oleh pengguna dalam ulasannya. [10].

### 2.4. Split Data

Langkah ini melibatkan pembagian data menjadi dua subset, yaitu X\_train dan y\_train, dengan rasio 70/30, 80/20 dan 90/10. Tujuan dari pembagian data ini adalah untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan dapat diuji dengan baik dan memberikan estimasi kinerja yang akurat. Dengan memisahkan data menjadi subset latih dan uji, kita dapat mengukur seberapa baik model dapat menggeneralisasi pola dari data yang tidak terlihat sebelumnya. Dengan mengoptimalkan rasio pembagian data ini, kita dapat memastikan bahwa model yang dihasilkan memiliki kinerja yang baik pada data baru yang akan ditemui di masa depan[11].

### 2.5. Term weight

Metode TF-IDF membantu mengukur pentingnya sebuah kata dalam suatu dokumen. Ini dilakukan dengan memperhitungkan seberapa sering kata tersebut muncul dalam dokumen dan berapa banyak dokumen di koleksi yang mengandung kata tersebut[12]. Jika sebuah kata muncul banyak Dalam satu dokumen namun jarang terlihat di dokumen lainnya, maka kata itu dianggap penting untuk dokumen tersebut. Dengan menggunakan rumus TF-IDF, kita bisa menetapkan bobot pada setiap kata berdasarkan pentingnya dalam dokumen. Rumus ini menjadi dasar dalam pengelompokan kata-kata dan analisis teks lebih lanjut.

$$tf = 0,5 + 0,5 \times \frac{tf}{\max(tf)} \quad (2.1)$$

$$idf_t = \log\left(\frac{d}{df_t}\right) \quad (2.2)$$

$$w_{d,t} = tf_{d,t} \times IDF_{d,t} \quad (2.3)$$

Keterangannya:

- $tf$  = Jumlah kata yang dicari dalam suatu dokumen.

- $\max(tf)$  = Jumlah kemunculan paling sering dari term yang sama dalam dokumen tersebut.
- Nilai  $D$  = Jumlah keseluruhan dokumen
- $df_t$  = Jumlah keseluruhan dokumen yang mengandung term  $t$
- $IDF = Inversed Document Frequency (\log_2(D/df))$
- $d$  = dokumen ke  $d$
- $t$  = kata ke  $-t$  dari kata kunci
- $W$  = bobot dokumen ke  $-d$  terhadap kata ke  $-t$

### 2.6. Seleksi Fitur Chi-Square

Chi-Square ( $\chi^2$ ) adalah alat Statistik yang dimanfaatkan untuk memahami keterkaitan antara dua variabel kategoris pada tabel kontingensi. Proses seleksi fitur adalah langkah untuk memilih fitur yang paling relevan dengan kriteria tertentu. Hal ini penting terutama dalam data dengan banyak dimensi karena mencari subset fitur yang optimal bisa sangat sulit. Chi-Square merupakan metode yang digunakan untuk seleksi fitur dengan memanfaatkan prinsip statistik guna menguji keterkaitan antara suatu fitur dengan kategori yang terkait. Rumus Chi-Square digunakan untuk menghitung nilai uji statistik yang menentukan tingkat signifikansi hubungan antara fitur dan kategori dalam data[13]. Berikut merupakan rumus dari perhitungan Chi-Square:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(f_0 - f_2)^2}{f_n} \quad (2.4)$$

Keterangan:

- $\chi^2$  = Chi-kuadrat
- $f_0$  = Frekuensi yang diamati
- $f_n$  = Frekuensi yang diharapkan

### 2.6. Pemodelan

Pada langkah ini, mengimplementasikan teknik Multinomial Naïve Bayes untuk alat klasifikasi dalam analisis sentimen. Metode ini merupakan teknik supervised learning dalam data mining, di mana pendekatannya sudah terarah dan dataset yang digunakan telah memiliki label/kelas. Multinomial Naïve Bayes adalah suatu algoritma khusus dari Naïve Bayes yang digunakan dalam text mining untuk mengklasifikasikan teks berdasarkan probabilitas munculnya kelas dalam dokumen. Prosesnya dimulai dengan menyertakan data latih untuk proses pembelajaran, diikuti dengan menghitung probabilitas kemunculan suatu kelas pada data latih menggunakan persamaan khusus.[14].

$$P(V_j) = \frac{doc_j}{training} \quad (2.5)$$

Keterangan:

- $P(V_j)$  = probabilitas dokumen terhadap kategori atau kelas kata.
- $doc_j$  = jumlah dokumen yang memiliki kategori atau kelas "j" yaitu *positif* atau *negative* dalam data latih.
- $training$  = jumlah dokumen dalam data latih

Langkah berikutnya dalam menghitung probabilitas bahwa kata  $i$  termasuk dalam kategori atau kelas tertentu dapat dicapai dengan menerapkan persamaan. 2.6.

$$P(x_i|V_j) = \frac{nk+1}{n+|kosakata|} \quad (2.6)$$

Keterangan:

- $P(x_i|V_j)$  = probabilitas kata "xi" dalam suatu dokumen berdasarkan  $V_j$
- $nk$  = Frekuensi kehadiran kata "xi" dalam dokumen pada kategori atau kelas dokumen  $V_j$ .
- $n$  = Total jumlah kata dalam dokumen dalam kategori atau kelas dokumen  $V_j$ .
- $|kosakata|$  = jumlah kata pada data latih

### 2.7. Evaluasi Model

Pada tahap ini akan dilakukan evaluasi untuk mengevaluasi hasil dari pemodelan data menggunakan *confusion matrix* dengan mengamati nilai akurasi, presisi, recall yang dihitung dari *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Jika hasil tingkat akurasi yang terdapat dalam tahap evaluasi sudah cukup baik, maka model akan disimpan dalam menggunakan *library Python pickle* atau *joblib*. Jika tidak, akan kembali ke proses sebelumnya yaitu proses Pemodelan[15].

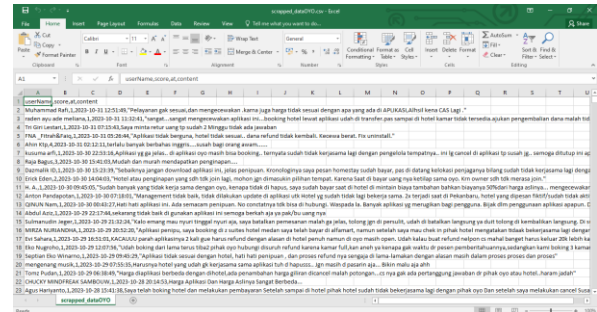
### 2.8. Visualisasi

Pada tahapan akhir penelitian ini, dilakukan visualisasi hasil klasifikasi analisis sentimen Ulasan OYO menjadi dua kategori positif dan negatif. Visualisasi dilakukan memanfaatkan *wordcloud* untuk menampilkan kata yang paling umum tampil dalam ulasan di *Playstore*. Selain itu, *pie chart* juga digunakan untuk memperlihatkan presentase ulasan dari Pengguna. Langkah ini bertujuan untuk memberikan gambaran visual yang jelas mengenai sentimen yang dominan dalam ulasan, serta proporsi ulasan dari masing-masing kategori yang telah diklasifikasikan. Melalui visualisasi ini, hasil analisis sentimen dapat disajikan secara lebih intuitif dan mudah dipahami oleh pembaca atau pemangku kepentingan. Dengan demikian, visualisasi menjadi langkah penting dalam mengevaluasi dan menyajikan hasil dari penelitian analisis sentimen ini secara efektif[16].

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang dimanfaatkan dalam Analisis Sentiment OYO dengan menggunakan sebuah *library* atau pustaka komputer yang disebut "*google\_play\_scraper*" yang berbasis Python.



Gambar 3. 1. Crawling Data Dalam Bentuk Excel  
Pada Gambar 3.1 merupakan pengumpulan data di lakukan tangan teknik *scrapping/crawling* dan data yang di ambil adalah 2000 data terbaru. File kemudian di simpan dalam bentuk CSV.

### 3.2. Preprocessing

Tahapan preprocessing di gunakan pada kolom "*content*" yang berisikan sebuah kalimat komentar pengguna aplikasi OYO. Data pada kolom "*content*" akan dilakukan beberapa tahapan agar dapat digunakan untuk analisis sentiment. Berikut tahapan pada preprocessing:

#### 3.2.1. Duplicate

Pada tahap ini di gunakan untuk menghapus data duplikat. Penghapusan data duplikat yang efektif berguna memastikan keakuratan dan kehandalan data yang digunakan dalam proses pengambilan keputusan.

#### 3.2.2. Remove Punctuation

Penghapusan tanda baca menunjukkan bahwa proses ini sangat penting dalam pemrosesan teks. Dengan menghapus Tanda baca seperti koma, titik, tanda seru, dan sejenisnya, teks menjadi lebih bersih dan lebih mudah untuk diproses. Hasil setelah *Remove Punctuation*:

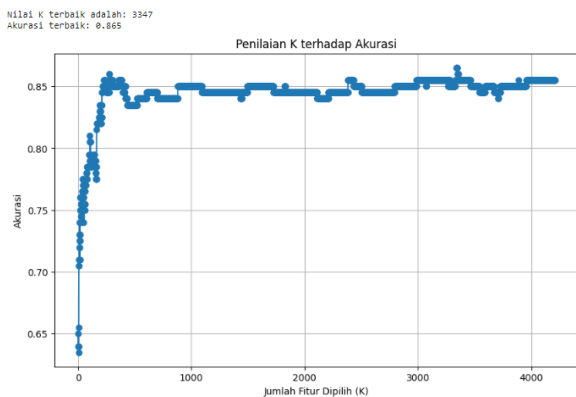
**Tabel 3. 1. Remove Punctuation**

| Sebelum   | Sesudah |          |        |
|-----------|---------|----------|--------|
| nyaman.   | bersih, | nyaman   | bersih |
| berkesan. | bersih, | berkesan | bersih |

#### 3.2.3. Case Folding

Tahapan *case folding* dilakukan Untuk mengubah semua huruf kapital menjadi huruf kecil dalam sebuah dokumen. Hasil dari *case folding*:





Gambar 3. 4. Select Fitur KBest

### 3.6. Splitting Data

Split data melibatkan pembagian dataset menjadi dua bagian, yakni data latih dan data uji. Dalam penelitian ini, kami akan melakukan pembagian menggunakan rasio yang berbeda, termasuk 70% data latih dan 30% data uji, 80% data latih dan 20% data uji, serta 90% data latih dan 10% data uji, sesuai dengan hasil percobaan sebelumnya.

Tabel 3. 6. Hasil Split Data 70:30

|                     |              |
|---------------------|--------------|
| hasil nilai x train | (1400, 1176) |
| hasil nilai x test  | (600, 1176)  |
| hasil nilai y train | (1400,)      |
| hasil nilai y train | (600,)       |

Tabel 3. 7. Hasil Split Data 80:20

|                     |              |
|---------------------|--------------|
| hasil nilai x train | (1600, 2850) |
| hasil nilai x test  | (400, 2850)  |
| hasil nilai y train | (1600,)      |
| hasil nilai y train | (400,)       |

Tabel 3. 8. Hasil Split Data 90:10

|                     |              |
|---------------------|--------------|
| hasil nilai x train | (1800, 3347) |
| hasil nilai x test  | (200, 3347)  |
| hasil nilai y train | (1800,)      |
| hasil nilai y train | (200,)       |

Pada tahapan *splitting* data 70:30, 80:20 dan 90:10 hasil dapat di lihat pada Tabel 3.6, Tabel 3.7 dan Tabel 3.8.

### 3.7. Modeling

Modeling menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes* untuk mengklasifikasi dataset menjadi dua kategori, yaitu positif dan negatif, dilakukan dengan membagi data latih menjadi 70% dan pada data uji sebesar 30%, kemudian data latih menjadi 80% dan pada data uji sebesar 20% dan pembagian data latih 90% dan pada data uji sebesar 10%. Penggunaan *library sklearn.naive\_bayes* untuk mengimport *MultinomialNB* disesuaikan dengan data *X\_train* dan *y\_train*. Hasil performa model menunjukkan bahwa penggunaan metode seleksi fitur umumnya meningkatkan kinerja model dibandingkan dengan

model tanpa seleksi fitur. Perbedaan performa antara rasio pembagian data yang berbeda cenderung kecil, meskipun rasio yang lebih besar cenderung memberikan kinerja yang sedikit lebih baik. Hasil terbaik dicapai pada skenario "Seleksi fitur 90:10", menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam akurasi, recall, precision, dan F1 score. Meskipun demikian, model tanpa seleksi fitur pada rasio 90:10 juga menunjukkan kinerja yang cukup baik, meskipun dengan akurasi yang sedikit lebih rendah. Hal ini menunjukkan bahwa Penggunaan seleksi fitur meningkatkan akurasi, recall, dan memperbaiki presisi model. Ini menunjukkan bahwa seleksi fitur berkontribusi pada peningkatan performa keseluruhan model dengan memperhatikan keseimbangan antara presisi dan recall. Hasil Peforma model Klasifikasi tertera pada Tabel 3.9.

Tabel 3. 9. Peforma Model

| Test                       | Accuracy     | Recall        | Precision     | F1 score      |
|----------------------------|--------------|---------------|---------------|---------------|
| Seleksi fitur 70:30        | <b>84.5%</b> | <b>93.39%</b> | <b>82.28%</b> | <b>87.48%</b> |
| Tanpa seleksi Future 70:30 | 81.17%       | 92.46%        | 78.57%        | 84.95%        |
| Seleksi fitur 80:20        | <b>85.0%</b> | 92.17%        | <b>83.46%</b> | <b>87.6%</b>  |
| Tanpa seleksi Future 80:20 | 84.5%        | <b>93.91%</b> | 81.82%        | 87.45%        |
| Seleksi fitur 90:10        | <b>87.0%</b> | <b>96.15%</b> | <b>81.97%</b> | <b>88.5%</b>  |
| Tanpa seleksi Future 90:10 | 85.5%        | 95.19%        | 80.49%        | 87.22%        |

### 3.8. Evaluasi Model

Pada tahapan evaluasi model pada dataset yang di dikelolah menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes* tahap selanjutnya untuk mengevaluasi performa model yang di dapatkan menggunakan *confusion Matrix*. Dari hasil *confusion matrix* Analisis sentimen dan pengategorian menggunakan teknik *Multinomial Naive bayes* digunakan untuk menghitung nilai akurasi,

presisi, *recall*, dan *F1-score*. Berikut ini adalah tabel confusion matrix yang disajikan dalam penelitian ini.

**Tabel 3.10. Confusion Matrix**

| Ij               |         | Kelas Prediksi (j) |         |
|------------------|---------|--------------------|---------|
|                  |         | positif            | Negatif |
| Kelas Aktual (i) | Positif | 74                 | 22      |
|                  | Negatif | 4                  | 100     |

Dari hasil Tabel 3.10, yang merupakan tampilan confusion matrix dari data split 90:10 dengan menggunakan seleksi fitur chi-square, dapat dilihat bahwa confusion matrix pada algoritma Multinomial Naïve Bayes terdiri dari dua nilai klasifikasi, yaitu positif dan negatif. Hasil ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model dapat memprediksi kelas positif dan negatif. Hasil klasifikasi dapat di jelaskan sebagai berikut:

1. Sentiment yang di prediksi sebagai sentiment positif ada 74 sentimen benar positif.
2. Terdapat 22 sentimen positif yang diprediksi, namun ternyata salah karena sebenarnya merupakan sentimen negatif.
3. Sebanyak 4 sentimen negatif diprediksi, namun pada kenyataannya adalah sentimen positif.
4. Prediksi sebanyak 100 sentimen negatif, dan prediksi tersebut ternyata benar.

Pada confusion matrix yang dihasilkan selama proses klasifikasi, kita dapat memperoleh metrik seperti presisi, *recall*, dan *F1-score*. Metrik-metrik ini penting untuk mengevaluasi keakuratan sistem yang telah dikembangkan. Secara rinci, nilai-nilai ini biasanya disajikan dalam laporan klasifikasi. Berikut adalah laporan klasifikasi yang berdasarkan matriks kebingungan pada pengujian data uji menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes*:

```
Confusion matrix:
[[ 74 22]
 [ 4 100]]
Test Accuracy: 87.0 %
Test Recall: 96.15 %
Test Precision: 81.97 %
Test F1 Score: 88.5 %
Classification report:

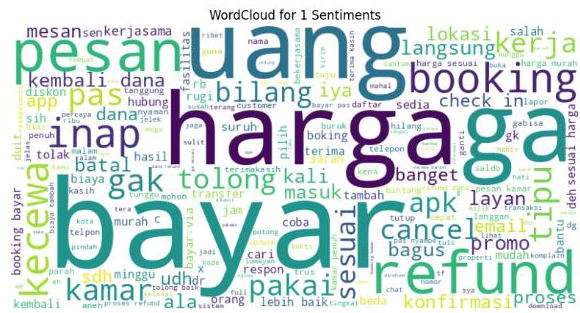
```

|              | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| -1           | 0.95      | 0.77   | 0.85     | 96      |
| 1            | 0.82      | 0.96   | 0.88     | 104     |
| accuracy     |           |        | 0.87     | 200     |
| macro avg    | 0.88      | 0.87   | 0.87     | 200     |
| weighted avg | 0.88      | 0.87   | 0.87     | 200     |

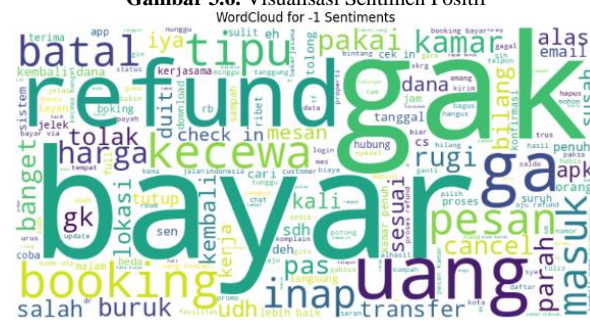
**Gambar 3.5. Classification Report Model**  
hasil perhitungan Gambar 3.5 di dapatkan hasil nilai akurasi sebesar 87.0%, *recall* 96.15%, presisi 81.97%, dan *F1-Score* 88.5%.

### 3.9. Visualisasi data

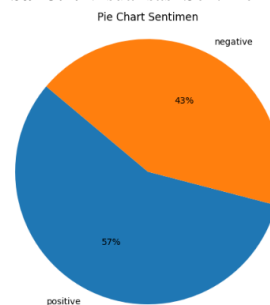
Pada tahap terakhir penelitian ini adalah visualisasi hasil klasifikasi pada analisis sentiment ulasan pengguna OYO dikomentar Google *Playstore* untuk kelas polarity positif dan negatif. Visualisasi berbentuk *wordcloud* untuk menunjukkan kata yang paling sering muncul dalam ulasan dan *pie chart* untuk menunjukkan presentase banyaknya komentar positif dan negatif yang di hasilkan.



**Gambar 3.6. Visualisasi Sentimen Positif**



**Gambar 3.7. Visualisasi Sentimen Negatif**



**Gambar 3.8. Diagram Perbandingan Presentase Sentimen**

Dari hasil visualisasi WordCloud Gambar 3.6, terlihat bahwa kata-kata yang paling sering muncul dalam data yang memiliki sentimen positif adalah "Bayar", "Pesan", "Harga", "Booking" dan "uang". Di sisi lain pada Gambar 3.7, dalam data negatif, kata-kata yang dominan adalah "Gak", "Bayar", "Refund", "Tipu" dan "Batal". Pada Gambar 3.8 Untuk hasil dari presentase banyaknya komentar positif dan negatif yang di hasilkan memiliki presentase komentar positif sebanyak 57% dan komentar negatif sebanyak 43%. Untuk visualisasi kata-kata umum yang paling sering muncul, disajikan dalam tabel berikut:

Tabel 3.11 adalah daftar kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan positif pengguna aplikasi OYO:

**Tabel 3. 11. Visualisasi Kata Positif**

| Content  | Polarity |
|--|----------|
| pembayaran mudah dengan menggunakan e wallet dan pencarian lokasi yang mudah juga dengan didukung map yang benar   | Positif  |
| kamar bersih harum dan AC dingin. suka mau pesan lagi.   | Positif  |
| jadi sangat mudah mencari penginapan,harganyapun lebih terjangkau daripada manual  | Positif  |
| oyo mantap , sangat membantu buat yang mau booking hotel , pilihan hotelnya juga beragam variant serta diskon yang fantastis 🤩 , mantap banget pokok nya deh   | Positif  |
| Saya merasa puas dengan harga 66rb bisa menginap dengan nyaman. Ya walaupun saya sempat kehilangan uang 99rb pada awal pertama kali booking tapi itu kesalahan saya karna saya tidak teliti, jadi wajar uang saya tidak kembali. | Positif  |

Tabel 3.12 adalah daftar kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan negatif pengguna aplikasi OYO:

**Tabel 3. 12. Visualisasi Kata Negatif**

| Content   | Polarity |
|---|----------|
| Pelayanan gak sesuai,dan mengecewakan .karna juga harga tidak sesuai dengan apa yang ada di APLIKASI,Alhsil kena CAS Lagi . | Negatif  |
| Udh bayar, udh smpe hotel malah katanya udh gk kerja sama sm aplikasi, alhasil duit hilang , ini aplikasi nyolong duit org  | Negatif  |
| Refund nya lamaa kayaknya nggak di proses sama sekali sudah 16 hari tetep nggak di proses sangat buruk aplikasi ini         | Negatif  |
| Aplikasi penipu merugikan orang dan uangku hilang gara² apk satu ini  | Negatif  |

Ini gimana deh, udah booking-booking taunya dibatalkan sepihak 😞😞 Negatif

#### 4. Kesimpulan

Dalam penelitian mengenai Analisis Sentimen pengguna aplikasi OYO pada ulasan Google Playstore, didapati bahwa jumlah ulasan dengan sentimen positif lebih melimpah daripada yang memiliki sentimen negatif. Dari total 2000 ulasan yang dikumpulkan melalui teknik crawling, terdapat 1141 ulasan positif dan 859 ulasan negatif, menandakan bahwa pengguna aplikasi OYO umumnya memberikan pandangan positif terhadap penggunaan aplikasi atau layanan yang disediakan. Proses klasifikasi ulasan pengguna dilakukan menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes dengan dataset dibagi menjadi 3 kategori uji 70:30, 80:20 dan 90:10. Tanpa seleksi fitur, akurasi model mencapai tertinggi mencapai 85.5%, dengan recall 95.19%, dan presisi 80.49%. Sementara dengan menggunakan seleksi fitur Chi-Square, akurasi model meningkat menjadi 87.00%, dengan penurunan nilai recall menjadi 96.15%, dan presisi meningkat menjadi 81.97%. Penggunaan seleksi fitur Chi-Square memberikan hasil dan akurasi yang lebih tinggi dalam analisis sentimen ulasan Google Playstore, menunjukkan bahwa algoritma Multinomial Naïve Bayes efektif untuk menganalisis sentimen pada ulasan tersebut.

#### Daftar Rujukan

- [1] S. Bhatia, M. Sharma, dan K. K. Bhatia, "Sentiment Analysis and Mining of Opinions," *Stud. Big Data*, vol. 30, no. May, hal. 503–523, 2018, doi: 10.1007/978-3-319-60435-0\_20.
- [2] Z. Zaenal dan I. R. I. Astutik, "Sentiment Analysis of OYO App Reviews Using the Support Vector Machine Algorithm," *Procedia Eng. Life Sci.*, vol. 3, no. December, 2023, doi: 10.21070/pels.v3i0.1338.
- [3] A. Kusumawardani, "Pendapatan Meroket, OYO Tetap Merugi US\$335 Juta," *Bisnis.com*, 2020.
- [4] Rufman Iman Akbar, "Manajemen Hubungan Pelanggan (CRM)," hal. 44, 2021.
- [5] ANDHIKA, "OYO Melakukan Pembatalan Sepihak Atas Pesanan Kamar Hotel yang Telah Dibayar," *Kompas.com*, 2023.
- [6] N. B. Sidauruk dan N. Riza, "SENTIMEN ANALISIS DATA PENGGUNA TERHADAP KAI ACCESS Systematic Literature Review," vol. 7, no. 2, hal. 1297–1303, 2023.
- [7] A. E. Putra, "Pengaruh Seleksi Fitur Chi-Square Terhadap Kinerja Algoritma Naïve Bayes Classifier," hal. 16–17, 2018.
- [8] F. A. Wenando *et al.*, "Jurnal Computer Science and Information Technology ( CoSciTech ) Analyzing Public Sentiment on the Brigadier J Shooting Case Using the Naïve Bayes Classifier Algorithm," vol. 4, no. 2, hal. 484–490, 2023.
- [9] Sriani, Suhardi, dan Irsan Frianda Gultom, "Analisis Sentimen Kebijakan Pemberian Subsidi Motor Listrik Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Fasilkom*, vol. 13, no. 3, hal. 511–517, 2023.
- [10] Fajri Koto dan Gemala Y. Rahmaningtyas, "InSet Lexicon: Evaluation of a Word List for Indonesian Sentiment Analysis in Microblogs," *2017 Int. Conf. Asian Lang. Process.*, hal. 391–394, 20M.
- [11] D. Mualfah, Ramadhoni, R. Gunawan, dan D. Mulyadipa Suratno, "Analisis Sentimen Komentar YouTube TvOne Tentang Ustadz Abdul Somad Dideportasi Dari Singapura Menggunakan Algoritma SVM," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 01, hal. 72–80, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i01.4920.

- 
- [12]M. Nurjannah dan I. F. Astuti, "PENERAPAN ALGORITMA TERM FREQUENCY-INVERSE DOCUMENT FREQUENCY ( TF-IDF ) UNTUK TEXT MINING," vol. 8, no. 3, hal. 110–113, 2013.
- [13]T. Ernayanti, M. Mustafid, A. Rusgiyono, dan A. R. Hakim, "Penggunaan Seleksi Fitur Chi-Square Dan Algoritma Multinomial Naïve Bayes Untuk Analisis Sentimen Pelanggan Tokopedia," *J. Gaussian*, vol. 11, no. 4, hal. 562–571, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.11.4.562-571.
- [14]H. Februariyanti, M. Firmansyah, J. S. Wibowo, dan M. S. Utomo, "Analisis Sentimen Tanggapan Terhadap Aplikasi Layanan Informasi Penginapan Menggunakan Metode Klasifikasi Naive Bayes," *semantik*, vol. 6, no. 2, hal. 115–124, 2020.
- [15]I. Saputra *et al.*, "Analisis Sentimen Pengguna Marketplace Bukalapak dan Tokopedia di Twitter Menggunakan Machine Learning," *Fakt. Exacta*, vol. 13, no. 4, hal. 200, 2021, doi: 10.30998/faktorexacta.v13i4.7074.
- [16]D. Mualfah, A. Prihatin, dan R. Firdaus, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kasus Pembobolan Data Nasabah Bank BSI Pada Twitter Menggunakan Metode Random Forest Dan Naïve Bayes," vol. 13, no. 3, hal. 614–620, 2023.