

Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Pengguna Pada Aplikasi Traveloka Menggunakan Metode Naïve Bayes

Muchammad Gamma Al Hakim, Faldy Irwiensyah*

Fakultas Teknologi Industri dan Informatika, Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. Hamka, Jakarta, Indonesia

Email: ¹much.gamma00@gmail.com, ^{2,*}faldy@uhamka.ac.id

Email Penulis Korespondensi: faldy@uhamka.ac.id

Submitted: 23/10/2024; Accepted: 20/11/2024; Published: 03/12/2024

Abstrak—Menjamurnya ulasan yang dibuat oleh pengguna di platform digital memberikan informasi yang mendalam untuk meningkatkan layanan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menerapkan pendekatan Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen evaluasi pengguna terhadap aplikasi Traveloka yang bersumber dari Google Play Store. Melalui penggalan secara online, sebanyak 10.000 evaluasi berhasil dikumpulkan. Case folding, stopword elimination, tokenizing, dan stemming merupakan beberapa teknik pra-pemrosesan yang digunakan. Berdasarkan skor ulasan, data sentimen diklasifikasikan ke dalam dua kelompok: positif dan negatif. Selanjutnya, model Naïve Bayes digunakan untuk klasifikasi, dan confusion matrix digunakan untuk menilai hasilnya. Hasil penelitian menunjukkan akurasi 89,35%, presisi 88,44%, recall 95,05%, dan F1-Score 91,62%. Hasil ini menunjukkan keefektifan pendekatan Naïve Bayes dalam mengkategorikan ulasan pengguna, memberikan Traveloka informasi penting tentang persepsi pelanggan dan cara meningkatkan kualitas layanan mereka. Temuan dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar untuk kemajuan di masa depan dalam analisis sentimen pada aplikasi yang berhubungan dengan perjalanan dan akomodasi.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Naïve Bayes; Ulasan aplikasi; Traveloka; Klasifikasi teks

Abstract—The proliferation of user-generated reviews on digital platforms provides in-depth information to improve services. The purpose of this study is to apply the Naïve Bayes approach to analyze the sentiment of user evaluations of the Traveloka application sourced from the Google Play Store. Through online search, 10,000 evaluations were collected. Case folding, stopword elimination, tokenizing, and stemming are some of the pre-processing techniques used. Based on the review scores, the sentiment data was classified into two groups: positive and negative. Furthermore, the Naïve Bayes model was used for classification, and a confusion matrix was used to assess the results. The results showed an accuracy of 89.35%, precision of 88.44%, recall of 95.05%, and F1-Score of 91.62%. These results demonstrate the effectiveness of the Naïve Bayes approach in categorizing user reviews, providing Traveloka with important information about customer perceptions and how to improve their service quality. The findings from this study are expected to be the basis for future advancements in sentiment analysis on travel and accommodation-related applications.

Keywords: Sentiment Analysis; Naïve Bayes; App reviews; Traveloka; Text classification

1. PENDAHULUAN

Di era digital ini teknologi sangat penting. Kehidupan sehari-hari manusia telah diubah oleh keberadaan teknologi. Sekarang tidak mungkin untuk memisahkan teknologi dari kehidupan manusia di era digital yang sudah sangat maju ini [1]. Jumlah orang yang menggunakan internet telah meningkat sebagai hasil dari perkembangan teknologi yang pesat [2]. Aplikasi seluler telah menjadi komponen yang sangat penting dalam strategi pemasaran digital [3]. Cara konsumen berinteraksi dengan barang dan jasa juga telah berubah secara signifikan sebagai hasil dari kemajuan teknologi informasi. Pengenalan platform belanja online, atau e-commerce, adalah salah satu perkembangan yang paling menonjol [4]. Pembelian tiket secara online telah menjadi lebih mudah bagi pelanggan berkat metode baru yang dikembangkan oleh para pemasar dalam beberapa tahun terakhir. Ada banyak situs web, seperti Tiket.com, Traveloka.com, Pegipegi.com, dan Misteraladin.com, di mana Anda dapat membeli tiket secara online. Konsumen saat ini mulai menunjukkan ketertarikan pada pembelian online karena kenyamanan yang didapat dari melakukan pembelian secara online [5]. Traveloka adalah agen perjalanan online yang menawarkan layanan pemesanan hotel dan tiket pesawat. Traveloka menjadi situs web yang mengkhususkan diri pada pemesanan tiket pesawat pada tahun 2013. Selanjutnya, Traveloka memasuki pasar pemesanan kamar hotel pada Maret 2014, dan situs web pemesanan hotel yang didukung oleh Traveloka ditayangkan pada Juli 2014. Sebaliknya, seperti yang dinyatakan di situs web Traveloka pada tahun 2017, saat ini Traveloka menawarkan pulsa pascabayar, internet, pemesanan tiket kereta api, tiket perjalanan, paket wisata, dan tiket pertunjukan seni. Hal ini dilakukan melalui kemitraan dengan para pemasok untuk memastikan bahwa pelanggan tetap mendapatkan layanan terbaik [6]. Namun, sejak pandemi Covid-19, industri agen perjalanan, maskapai penerbangan, dan sektor pariwisata mengalami penurunan penjualan yang tajam sebagai akibat dari penghindaran masyarakat terhadap pembelian yang berhubungan dengan perjalanan karena takut akan pandemi, peraturan pemerintah yang mewajibkan pemeriksaan publik sebelum melakukan perjalanan, dan pembatasan jumlah penumpang yang dapat diangkut dengan sarana tersebut. Faktor-faktor ini berdampak signifikan pada pembelian agen perjalanan, yang akan menjadi lebih sedikit jumlahnya [7]. Agen tiket online menawarkan tiket berangkat dan pulang, serta berbagai saran maskapai penerbangan terkait biaya, jadwal keberangkatan, dan kedatangan [8]. Selama ada koneksi internet dan perangkat dapat digunakan, pembelian dapat dilakukan kapan saja dan dari lokasi mana saja [9]. Pengguna ponsel pintar Android dapat mengunduh aplikasi dan barang digital lainnya, termasuk game, film, e-book, dan banyak lagi, secara gratis atau berbayar melalui Google Play Store [10]. Setiap program memiliki pro dan kontra masing-masing, yang dapat menyebabkan pengguna bereaksi dengan cara yang

berbeda, seperti merasa puas atau kecewa dengan aplikasi tersebut [11]. Ulasan dan rating dari pengguna adalah penentu utama kepercayaan pengguna dan niat membeli. Calon pelanggan sering kali mempertimbangkan ulasan dan rating dari pengguna sebelumnya sebagai sumber daya penting saat membuat penilaian. Informasi yang diberikan oleh ulasan dan rating dianggap lebih jujur dan tidak memihak dibandingkan dengan promosi perusahaan, sehingga memiliki dampak yang signifikan terhadap cara pandang pelanggan terhadap Traveloka dan pengambilan keputusan [12].

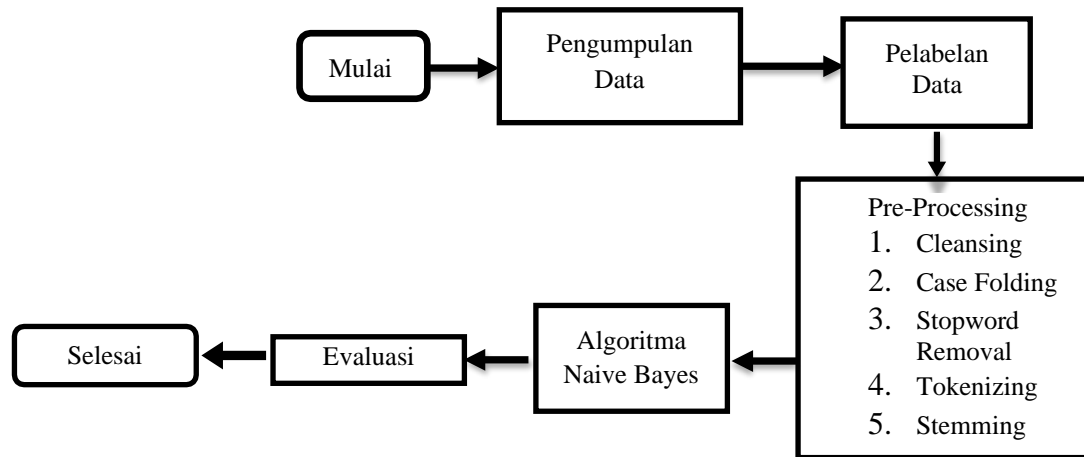
Sederhananya, data mining adalah proses mengekstraksi informasi baru dari data dalam jumlah yang sangat besar dengan mencari pola atau aturan tertentu [13]. Naïve Bayes Classifier adalah algoritme klasifikasi yang mengandalkan teorema Bayes. Metode pengkategorian yang dikembangkan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes dikenal sebagai “Teorema Bayes.” Teorema ini memperkirakan probabilitas masa depan berdasarkan data historis menggunakan pendekatan statistik dan probabilitas. Fitur utama Naïve Bayes Classifier adalah asumsi yang kuat (naif) terhadap independensi setiap kondisi dan peristiwa [14]. Studi tentang sikap orang terhadap berbagai hal, termasuk barang, jasa, organisasi, orang, masalah, peristiwa, dan subjek, dikenal sebagai analisis sentimen atau penggalian opini [15].

Studi “Analisis sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi Vidio menggunakan algoritma Naïve Bayes” oleh Muhammad Yusuf Siregar diterbitkan pada tahun 2024. Sebanyak 1500 ulasan yang dikumpulkan pada bulan Februari 2024 menjadi sumber data penelitian ini. Hasil akhir dari langkah pembersihan data adalah pengurangan menjadi 1475 data ulasan. Terdapat 1310 ulasan yang tidak disukai dan 165 ulasan yang disukai dalam kumpulan data yang disediakan. Pelabelan data, preprocessing, pembobotan TF-IDF, dan web scraping merupakan langkah-langkah dalam proses penelitian yang dilakukan sebelum langkah klasifikasi. Pendekatan Naïve Bayes dan metodologi validasi silang digunakan untuk klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes mencapai akurasi 80,28%, presisi 24,18%, dan recall 35,76% [16]. “Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Ulasan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Naïve Bayes” adalah studi tahun 2024 oleh Asna dkk. Teknik Naïve Bayes digunakan dalam penelitian ini untuk memeriksa keluhan pengguna mengenai Shopee. Pendekatan Naïve Bayes mengintegrasikan data dari kumpulan data sebelumnya dengan informasi dari data sampel. Setelah melakukan analisis terhadap 4425 ulasan dari Oktober 2018 hingga 10 Mei 2019, sikap positif dan negatif dikategorikan. Model ini berhasil dengan akurasi mencapai 92,5% dan nilai AUC sebesar 0,95, berkat strategi oversampling yang digunakan untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Dengan menjelaskan pendapat pengguna tentang Shopee, penelitian ini berkontribusi untuk meningkatkan pengalaman pengguna platform [17]. “Sentiment Analysis Of User Review Data Aplikasi Google Class Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes” merupakan penelitian yang dilakukan oleh Dalilah dkk. Dalam rangka menjamin keakuratan analisis sentimen, penelitian ini melakukan evaluasi model dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes. Diharapkan dengan selesainya penelitian ini, dapat diperoleh lebih banyak wawasan tentang persepsi pengguna Indonesia terhadap program Google Classroom. Analisis sentimen pengguna aplikasi Google Classroom menghasilkan akurasi 82%, presisi 82%, recall 82%, dan F-1 Score 81%, sesuai dengan temuan penelitian. Dapat disimpulkan bahwa analisis sentimen terhadap aplikasi Google Classroom dapat dilakukan dengan menggunakan klasifikasi algoritma naïve bayes [18]. Penelitian sebelumnya tentang analisis sentimen pada aplikasi perjalanan dan penginapan sebagian besar terkonsentrasi pada analisis peringkat atau ukuran luas lainnya. Saat ini masih sedikit penelitian tentang analisis sentimen pada aplikasi perjalanan, seperti Traveloka, terutama yang menggunakan teknik Naïve Bayes untuk memahami ulasan secara lebih detail.

Faktor keberhasilan yang sangat penting dalam dunia digital yang sangat kompetitif yang kita jalani adalah pengalaman konsumen. Kepercayaan konsumen dapat menurun dan potensi pendapatan dapat hilang akibat ulasan negatif yang tidak terjawab. Traveloka membutuhkan cara yang otomatis dan efektif untuk memahami sentimen pengguna karena jumlah evaluasi yang terus bertambah. Tujuan utama dari analisis sentimen adalah untuk membantu Traveloka dalam memahami lebih baik sikap dan pendapat pengguna mengenai fitur, layanan, dan barang yang mereka sediakan. Pengambilan keputusan yang lebih baik untuk peningkatan produk, taktik pemasaran, dan peningkatan kualitas layanan dapat difasilitasi dengan ini. Dengan mengetahui opini yang ada, Traveloka juga dapat menanggapi keluhan dan masukan dari pengguna dengan lebih cepat. Selain itu, perhatikan juga akurasi, presisi, dan recall dari program Traveloka serta bagaimana program ini memproses data dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Proses mengkategorikan opini dari penilaian yang terkumpul adalah fokus utama dari penelitian ini. Metode ini menghasilkan akurasi dengan klasifikasi sentimen menggunakan naïve bayes. Dari mengumpulkan data ulasan hingga menyelesaikan proses klasifikasi menggunakan Google Colab. Pada Gambar 1, prosedur penelitian ditunjukkan.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada tahapan penelitian dalam gambar 1, mulai dari mengumpulkan data ulasan pengguna aplikasi *Traveloka* di *Google Play Store* menggunakan teknik *scrapping* di *Google Colab*. Setelah itu, data akan dilabeli secara otomatis. Kemudian melakukan tahap *preprocessing*, seperti *cleaning*, *case folding*, *stopword removal*, *tokenizing* dan *stemming*, yang setelah itu melakukan pembobotan TF-IDF. Setelah proses selesai, data yang telah di implementasikan menggunakan metode *Naive Bayes*. Tahap akhir dari penelitian ini adalah evaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur akurasi, presisi, recall dan *F1-Score*.

2.1 Pengumpulan Data

Web scraping digunakan dalam prosedur ini untuk mendapatkan data ulasan *Traveloka* yang dapat diakses di *Google Play Store*. Salah satu teknik yang memungkinkan untuk mengumpulkan data secara otomatis dari Internet adalah *web scraping*. Salah satu saluran distribusi untuk aplikasi dan konten digital untuk perangkat berbasis *Android* adalah *Google Play Store*. Format .csv digunakan untuk menyimpan data yang diambil dan disimpan[19]. Data dari *Google Colab* disimpan dan diformat ke dalam *file CSV* pada tanggal 03 Oktober 2024, setelah proses *web scraping* diikuti.

```

[ ] #scrape jumlah ulasan yang diinginkan
    from google_play_scraper import Sort, reviews

    result, continuation_token = reviews(
        'com.traveloka.android',
        lang='id', #disini kita mau men scrape data ulasan aplikasi traveloka yang berada di google play store
        country='id', #kita setting bahasa nya menjadi bahasa indonesia
        sort=Sort.MOST_RELEVANT, # # kemudian kita gunakan most_relevant untuk mendapatkan ulasan yang paling relevant
        count=10000, # disini jumlah ulasan yang mau kita ambil ada sepuluh ribu
        filter_score_with=None # # kemudian di filter_score kita gunakan None untuk mengambil semua score atau rating bintang 1 sampai 5
    )
  
```

Gambar 2. Proses Pengumpulan Data

Pada gambar 2 menjelaskan *scraping* data ulasan sebanyak 10.000 data pada aplikasi *Traveloka* di *Google Play Store*, kemudian data ulasan diambil menggunakan bahasa Indonesia menggunakan *Google Colab*

2.2 Pelabelan Data

Meskipun hanya sentimen positif dan negatif yang digunakan dalam penelitian ini, prosesnya berusaha untuk membagi data ke dalam tiga kelas sentimen: netral, negatif, dan positif [20]. Terlampir dibawah ini untuk gambar

```

[23] def pelabelan(score):
        if score < 3:
            return 'Negatif'
        elif score == 4:
            return 'Positif'
        elif score == 5:
            return 'Positif'
        my_df['Label'] = my_df['score'].apply(pelabelan)
        my_df.head(10000)
  
```

Gambar 3. Pelabelan Data

Pada penjelasan gambar 3 tersebut untuk pelabelan data menggunakan menggunakan pelabelan *score* yang dimana jika nilai *score* dibawah 3 itu akan menjadi data ulasan negatif. Lalu jika *score* itu 4 dan 5 maka akan menjadi data ulasan positif.

2.3 Pre-Processing

Pada tahap ini, data yang terkumpul langsung diproses juga dikenal sebagai pemrosesan awal (*preprocessing*). Sebelum langkah berikutnya, yaitu implementasi, tahap ini berupaya mengubah teks kalimat menjadi kalimat yang dimaksud [21]. Berikut ini adalah langkah-langkah yang terlibat dalam proses ini, yaitu : *Cleansing*, *Case Folding*, *Stopword Removal*, *Tokenizing*, dan *Stemming*.

2.4 Algoritma Naive Bayes

Pengklasifikasi probabilitas langsung yang disebut *Naive Bayes* menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dalam kumpulan data untuk menentukan serangkaian probabilitas. Menurut teorema Bayes, setiap atribut diasumsikan tidak bergantung pada nilai yang diberikan pada kelas variabel dan tidak saling bergantung. Yang dibutuhkan metode ini untuk menemukan estimasi parameter untuk proses klasifikasi adalah sejumlah kecil data pelatihan [22].

$$P(X|Y) = \frac{p(Y|X.(x))}{p(y)} \quad (1)$$

Rumus *Naive Bayes* $P(Y|X)$ adalah peluang bahwa X ditemukan benar, $P(X)$ adalah probabilitas bukti penyakit X , $P(Y)$ adalah probabilitas nilai Y , dan $P(X|Y)$ adalah probabilitas posterior Y , atau nilai probabilitas X berdasarkan kondisi Y .

2.5 Evaluasi

Untuk menjamin bahwa tes tersebut akurat, evaluasi disertakan. Pengujian dilakukan untuk menentukan temuan pengujian terbaik dan menilai keakuratan hasilnya. akurasi diukur terhadap model melalui penggunaan *confusion matrix* dan perhitungan yang *presisi*, *akurasi*, dan *recall* [23].

Tabel 1. *Confusion Matrix*

True	Class
Positif	Negatif
True Positif (TP)	False Positif (FN)
False Negatif (TN)	True Negatif (TN)

Pada tabel 1 merupakan *confusion matrix* yaitu *True Positif (TP)*, *True Negatif (TN)*, *False Positif (FP)*, *False Negatif (FN)*. Data dalam *confusion matrix* dapat digunakan untuk menghitung *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan F-1 score. Akurasi klasifikasi model dapat ditentukan dengan membagi jumlah total sampel dengan jumlah prediksi yang benar. Presisi mengukur tingkat kesesuaian antara hasil yang diantisipasi oleh model dengan data yang dibutuhkan; skor presisi yang tinggi menunjukkan nilai positif palsu yang rendah. Angka *recall* yang tinggi menunjukkan nilai negatif palsu yang rendah. *Recall* didefinisikan sebagai rasio observasi positif yang diprediksi dengan benar terhadap semua observasi di kelas yang sebenarnya. Rata-rata harmonik tertimbang dari akurasi dan *recall*, atau *F1-score*, adalah ukuran tunggal yang diperoleh dengan menggabungkan nilai *presisi* dan *recall* [24]. Berikut tabel 2 menjelaskan

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

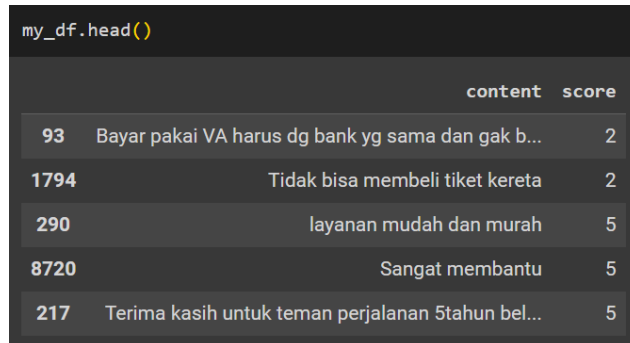
$$F1 - Score = 2 * \frac{Recall * Precision}{Recall + Precision} \quad (5)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan membahas analisis dan tujuan untuk menentukan sudut pandang rata-rata pengguna terhadap aplikasi di platform Play Store melalui pendekatan Naïve Bayes akan dibahas. Memahami bagaimana pengguna mengevaluasi dan bereaksi terhadap pengalaman mereka menggunakan aplikasi Traveloka. Dan tujuan utama dari penelitian ini untuk mengkategorikan ulasan sebagai positif atau negatif

3.1 Pengumpulan Data

Web scraping adalah prosedur yang menggunakan Google Colab untuk mengumpulkan data ulasan. Aplikasi Traveloka di Google Play Store akan menjadi target dari langkah web scraping ini, yang akan mengumpulkan data 10.000 komentar ulasan. Semua hasil pengumpulan data baik untuk evaluasi positif maupun negatif dihasilkan dari proses web scraping.



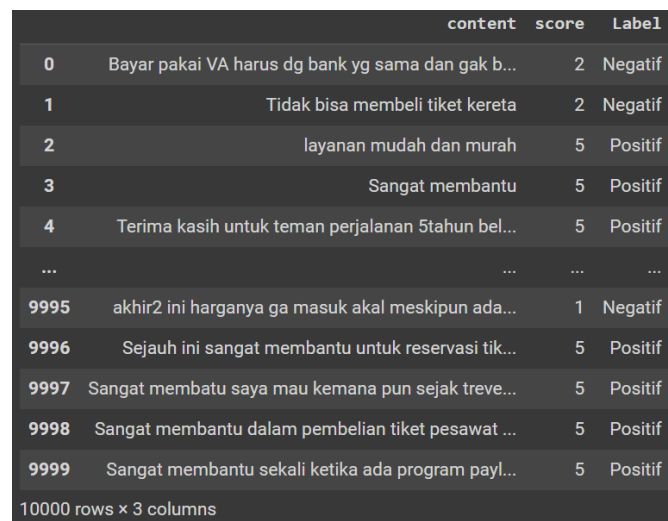
	content	score
93	Bayar pakai VA harus dg bank yg sama dan gak b...	2
1794	Tidak bisa membeli tiket kereta	2
290	layanan mudah dan murah	5
8720	Sangat membantu	5
217	Terima kasih untuk teman perjalanan 5tahun bel...	5

Gambar 4. Pengumpulan Data dari *Google Colab*

Pada gambar 4, pengumpulan data menggunakan google colab hingga 10.000 data ulasan yang dikumpulkan.

3.2 Pelabelan Data

Tujuan pelabelan adalah untuk membagi ulasan produk ke dalam dua kelompok: positif dan negatif. Pelabelan dataset dalam penelitian ini akan ditampilkan pada gambar di bawah ini.



	content	score	Label
0	Bayar pakai VA harus dg bank yg sama dan gak b...	2	Negatif
1	Tidak bisa membeli tiket kereta	2	Negatif
2	layanan mudah dan murah	5	Positif
3	Sangat membantu	5	Positif
4	Terima kasih untuk teman perjalanan 5tahun bel...	5	Positif
...
9995	akhir2 ini harganya ga masuk akal meskipun ada...	1	Negatif
9996	Sejauh ini sangat membantu untuk reservasi tik...	5	Positif
9997	Sangat membantu saya mau kemana pun sejak treve...	5	Positif
9998	Sangat membantu dalam pembelian tiket pesawat ...	5	Positif
9999	Sangat membantu sekali ketika ada program payl...	5	Positif

10000 rows x 3 columns

Gambar 5. Pelabelan data ulasan sentimen positif dan negatif pada aplikasi Traveloka

Pada gambar 5, pelabelan data melalui *google colab* dari ulasan Traveloka untuk memberikan sentimen positif dan negatif.

3.3 Pre-Processing

Pada tahap ini, persiapan data telah selesai. *Google Colab* akan digunakan untuk menerapkan metode *preprocessing* dataset pada ulasan aplikasi Traveloka yang mengandung data sentimen setelah data yang dikumpulkan dibersihkan untuk menghilangkan duplikasi. Langkah-langkah prapemrosesan dataset meliputi *case folding*, *stopword removal*, *tokenizing*, dan *stemming*.

- Case Folding*, Teknik mengubah setiap huruf dalam teks menjadi huruf kecil dikenal sebagai case folding. Menghilangkan perbedaan antara huruf besar dan huruf kecil adalah tujuannya. Pemrosesan dataset pada *case folding* ditunjukkan dengan cara mengimport *library import re*, modul Python bawaan yang menawarkan fungsionalitas untuk bekerja dengan ekspresi reguler, harus diimpor terlebih dahulu. Tabel 2 di bawah ini mencantumkan beberapa keterangan pra-pemrosesan serta tampilan akhir setelah langkah pelipatan casing.

Tabel 2. Hasil *Case Folding*

Sebelum <i>Case Folding</i>	Sesudah <i>Case Folding</i>
Bayar pakai VA harus dg bank yg sama dan bisa lewat BI Fast, susah untuk payment di jama online SPT ini.	'bayar', 'pakai', 'va', 'harus', 'dg', 'bank', 'yg', 'sama', 'dan', 'gak', 'bisa', 'lewat', 'bi', 'fast', 'susah', 'untuk', 'payment', 'di', 'jama', 'online', 'spt', 'ini'
Tidak bisa membeli tiket kereta	'tidak', 'bisa', 'membeli', 'tiket', 'kereta'
Layanan mudah dan murah	'layanan', 'mudah', 'dan', 'murah'
Sangat membantu	'sangat', 'membantu'

- b. *Stopword Removal*. Istilah umum seperti “dan”, “atau”, “juga”, “di”, “dapat”, dan sebagainya yang sering muncul dalam suatu bahasa dikenal sebagai *Stopword Removal*. Kata-kata ini biasanya tidak memiliki arti khusus dan tidak membuat perbedaan besar dalam membantu kita memahami nada atau konteks teks yang kita pelajari. Proses *Stopword Removal* mulai dari *Import nltk.corpus* di *Python*, yang mengimpor modul *nltk.corpus* dari National Language (NLTK), adalah langkah pertama. Perpustakaan *Python* yang populer untuk pemrosesan bahasa alami (NLP) disebut NLTK. Korpus teks ini adalah sekumpulan data teks yang dapat digunakan untuk eksplorasi dan analisis teks, serta untuk melatih dan menguji model NLP. Selain itu, untuk mengakses Bahasa Indonesia, mendownload *nltk.download('stopwords')*. Tabel 3 di bawah ini menampilkan beberapa komentar pra-pemrosesan serta tampilan akhir setelah tahap *stopword removal*.

Tabel 3. Hasil *Stopword Removal*

Sebelum <i>Stopword Removal</i>	Sesudah <i>Stopword Removal</i>
'bayar', 'pakai', 'via', 'harus', 'dg', 'bank', 'yg', 'sama', 'dan', 'gak', 'bisa', 'lewat', 'bi', 'fast', 'susah', 'untuk', 'payment', 'di', 'jama', 'online', 'spt', 'ini'	'bayar', 'pakai', 'via', 'dg', 'bank', 'yg', 'gak', 'bi', 'fast', 'susah', 'payment', 'jama', 'online'
'tidak', 'bisa', 'membeli', 'tiket', 'kereta'	'membeli', 'tiket', 'kereta'
'layanan', 'mudah', 'dan', 'murah'	'layanan', 'mudah', 'murah'
'sangat', 'membantu'	'membantu'

- c. *Tokenizing*, Teknik tokenisasi melibatkan pembagian teks menjadi bagian-bagian kecil yang dikenal sebagai token. Sebuah kata, frasa, atau bahkan karakter dapat digunakan sebagai token. Proses *Tokenizing* menggunakan import dari *nltk.tokenize*. Agar pembagian teks menjadi bagian kecil-kecil. Berikut komentar sebelum dan sesudah tokenisasi ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Tokenizing*

Sebelum <i>Tokenizing</i>	Sesudah <i>Tokenizing</i>
'bayar', 'pakai', 'via', 'dg', 'bank', 'yg', 'gak', 'bi', 'fast', 'susah', 'payment', 'jama', 'online', 'membeli', 'tiket', 'kereta', 'layanan', 'mudah', 'murah', 'membantu'	'bayar', 'pakai', 'via', 'dg', 'bank', 'yg', 'gak', 'bi', 'fast', 'susah', 'payment', 'jama', 'online', 'membeli', 'tiket', 'kereta', 'layanan', 'mudah', 'murah', 'membantu'

- d. *Stemming*, Proses *stemming* melibatkan pengembalian kata-kata dalam teks ke bentuk yang paling dasar, atau kata dasar. Mengurangi berbagai istilah ke bentuk dasar yang sama adalah tujuannya dan bahwa *input* (hasil) dari pemrosesan *Stemming* pada dataset beserta *coding* dalam pemrograman bahasa *Python*. Keterangan sebelum pemrosesan dan presentasi akhir setelah tahap *stemming* ditampilkan pada Tabel 5 di bawah ini.

Tabel 5. Hasil *Stemming*

Sebelum <i>Stemming</i>	Sesudah <i>Stemming</i>
'bayar', 'pakai', 'via', 'dg', 'bank', 'yg', 'gak', 'bi', 'fast', 'susah', 'payment', 'jama', 'online', 'membeli', 'tiket', 'kereta', 'layanan', 'mudah', 'murah', 'membantu'	'bayar', 'pakai', 'via', 'dg', 'bank', 'yg', 'gak', 'bi', 'fast', 'susah', 'payment', 'jama', 'online', 'beli', 'tiket', 'kereta', 'layanan', 'mudah', 'murah', 'bantu'

3.4 Naive Bayes Classifier

Splitting data dan pembobotan TF-IDF digunakan oleh peneliti setelah dataset berhasil menyelesaikan tahap *preprocessing*.

- a. *Splitting Data*, Teknik *Splitting Data* menjadi beberapa subset untuk membuat dan menilai model pembelajaran mesin dikenal sebagai *Splitting Data*. *Splitting data* melibatkan pembagian dataset asli menjadi dua atau lebih bagian yang saling terpisah. Satu bagian dataset digunakan untuk melatih atau mengembangkan model, dan bagian lainnya digunakan untuk menguji atau menilai kinerja model. Dataset yang akan diuji oleh peneliti digambarkan pada gambar di bawah ini.

```
[ ] #membagi data menjadi data training dan testing dengan test_size = 0.20 dan random state nya 0
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(data_clean['content'], data_clean['Label'],
                                                    test_size = 0.20,
                                                    random_state = 0)
```

Gambar 6. Spliting Data

Seperti yang terlihat pada gambar 6 peneliti akan membagi data dan memisahkan data uji menjadi 20% dari keseluruhan data. Dalam hal ini, $test_size = 0.20$ dan $random_state = 0$ akan digunakan untuk membagi data *training* dan *testing*.

- b. Pembobotan TF-IDF, Pemrosesan bahasa alami (NLP) menggunakan teknik yang disebut pembobotan TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) untuk mengatur nilai kata di dalam sebuah dokumen atau kelompok dokumen. Gambar dibawah ini menunjukkan pembobotan TF-IDF.

```
[ ] from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer

tfidf_vectorizer = TfidfVectorizer()
tfidf_train = tfidf_vectorizer.fit_transform(X_train)
tfidf_test = tfidf_vectorizer.transform(X_test)

[ ] print(X_train.shape)
print(y_train.shape)
print(X_test.shape)
print(y_test.shape)

(7508,)
(7508,)
(1878,)
(1878,)
```

Gambar 7. Proses Pembobotan TF-IDF

Pembobotan TF-IDF menggunakan *library sklearn* dapat dilihat pada gambar di atas. *feature_extraction.txt* menggunakan modul *tfidf_vectorizer* untuk mengubah teks menjadi modul tfidf. Variabel x_train dan x_test dalam *syntax* diisi dan masing-masing berisi data teks. Nilai tfidf setiap kata atau dokumen akan ditentukan oleh tfidf vectorizer, yang kemudian akan menghasilkan vektor matriks yang menampilkan pemrograman dalam sektor numerik.

3.5 Evaluasi

Proses menilai kinerja model *Machine Learning* dengan data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya dikenal sebagai evaluasi model. Evaluasi model menjelaskan seberapa efektif model tersebut dapat memprediksi atau mengklasifikasikan data yang sebelumnya tidak terlihat. Sintaks pemrograman Python pada dataset adalah sebagai berikut di bawah ini.

```
import pandas as pd
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import classification_report
from sklearn.metrics import confusion_matrix

clf = MultinomialNB()
clf.fit(X_train, y_train)
predicted = clf.predict(X_test)

print("MultinomialNB Accuracy:", accuracy_score(y_test, predicted))
print("MultinomialNB Precision:", precision_score(y_test, predicted, average="binary", pos_label="Negatif"))
print("MultinomialNB Recall:", recall_score(y_test, predicted, average="binary", pos_label="Negatif"))
print("MultinomialNB f1_score:", f1_score(y_test, predicted, average="binary", pos_label="Negatif"))

print(f"confusion_matrix:\n {confusion_matrix(y_test, predicted)}")
print('=====\n')
print(classification_report(y_test, predicted, zero_division=0))

# Load dataset
data_clean = pd.read_csv('hasil_TextPreProcessing_traveloka.csv')
```

Gambar 8. Proses Evaluasi Model

Pada gambar di atas, *syntax* dari *sklearn.metrics* mengimpor *accuracy_score*. Untuk memeriksa dan menyimpan skor akurasi pada dataset, gunakan *accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)*. Dengan menggunakan sejumlah ukuran, termasuk *accuracy_score*, *precision_score*, *recall_score*, dan *f1_score*, nilai performa model pada gambar di atas.

```

MultinomialNB Accuracy: 0.8935037273695421
MultinomialNB Precision: 0.8843977364591754
MultinomialNB Recall: 0.950477845351868
MultinomialNB f1_score: 0.916247906197655
confusion_matrix:
[[1094  57]
 [ 143 584]]
=====

```

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.88	0.95	0.92	1151
Positif	0.91	0.80	0.85	727
accuracy			0.89	1878
macro avg	0.90	0.88	0.89	1878
weighted avg	0.89	0.89	0.89	1878

Gambar 9. Tampilan Hasil *Naive Bayes*

Pada gambar diatas hasil Naive Bayes dari klasifikasi data ulasan pengguna pada aplikasi Traveloka menghasilkan nilai akurasi sebesar 89.35%, presisi 88.44%, recall 95.05%, dan F1-score 91.62%, berdasarkan perhitungan *confusion matrix* di atas.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengumpulan data sentimen yang dilakukan dengan menggunakan teknik web scraping pada aplikasi Traveloka yang tersedia di Google Play Store, terkumpul sebanyak 10.000 data sentimen per tanggal 03 Oktober 2024. Dari total 10.000 data ulasan tersebut, 4.365 ulasan negatif dan 5.022 ulasan positif dihasilkan dengan menganalisa 9.387 titik data sentimen. Berdasarkan temuan analisis data, dapat disimpulkan bahwa aplikasi Traveloka di Google Play Store disukai oleh pengguna secara umum. Analisis data sentimen dengan menggunakan metode Naïve Bayes menghasilkan hasil sebagai berikut: akurasi sebesar 89.35%, presisi sebesar 88.44%, recall sebesar 95.05%, dan F1-Score sebesar 91.62%. Untuk membandingkan hasil penelitian ini dengan hasil evaluasi dan kinerja pada penelitian selanjutnya, teknik pengklasifikasi sentimen lebih lanjut dapat digunakan untuk meningkatkan penelitian tentang aplikasi perjalanan dan penginapan. Hal ini termasuk temuan-temuan yang membahas setiap masalah yang diangkat oleh penelitian ini.

REFERENCES

- [1] J. Kasingku and A. H. F. Sanger, "Dunia Digital vs Dunia Rohani: Dilema Dalam Pertumbuhan Anak," *J. Educ. Res.*, vol. 4, no. 3, pp. 1325–1330, 2023, doi: 10.37985/jer.v4i3.476.
- [2] N. A. Cholid, "Pengaruh Customer Review, Rating, Dan Kualitas Pelayanan Terhadap Kepercayaan Pelanggan Pada Erigo Official Shop Di Platform Shopee (Studi Kasus Pada Mahasiswa STIESIA Surabaya)," *J. Ilmu dan Ris. Manaj.*, vol. 12, no. 1, pp. 1–17, 2023.
- [3] M. Yani Balaka, J. Wiwin Kuswinardi, I. I. Dewa, A. Y. Wilyadewi, B. Efendi, and R. Zulfikhar, "Aplikasi mobile dalam pemasaran digital: analisis literatur tentang pengaruhnya terhadap keuangan dan strategi pemasaran bisnis," *J. Mob. dalam Pemasar. Digit.*, vol. 7, no. 3, pp. 21979–21988, 2023.
- [4] R. S. Jaya, I. N. Udayana, and P. D. Cahyani, "Pengaruh Social Influence Dan Personal Innovativeness Terhadap Perceived Usefulness Melalui Behavioral Intention Pengguna Traveloka (Studi Kasus: Pada Mahasiswa Ust Yogyakarta)," *Bul. Ekon. Manajemen, Ekon. Pembangunan, Akunt.*, vol. 18, no. 1, p. 35, 2021, doi: 10.31315/be.v18i1.5622.
- [5] A. Fina, A. Rohmah, A. Crusma Fradani, and A. Indriani, "Pengaruh Electronic Word Of Mouth (E-WOM) Terhadap Keputusan Pembelian Pada Marketplace Tokopedia (Studi Pada Mahasiswa Pendidikan Ekonomi IKIP PGRI Bojonegoro)," *J. Akunt. dan Bisnis.*, vol. 1, no. 2, pp. 110–117, 2023, [Online]. Available: <https://jurnal.ittc.web.id/index.php/jakbs/index>
- [6] A. Y. Widowati and C. Budihartanti, "Analisis Kepuasan Pengguna Terhadap Aplikasi Traveloka Dengan Menerapkan Metode TAM (Technology Acceptance Model)," *J. Prosisko*, vol. 6, no. 2, pp. 109–116, 2019, [Online]. Available: <https://e-jurnal.lppmunsera.org/index.php/PROSISKO/article/view/1629/1080>
- [7] A. Prasetyo and W. Nursandi, "Analisis Minat Pengguna Layanan Online Travel Agent (OTA) Pada Tiket.com di Indonesia Menggunakan Model Pendekatan Modifikasi UTAUT 2," *J. Manaj. dan Keuang.*, vol. 11, no. 1, pp. 36–54, 2022, doi: 10.33059/jmk.v11i2.3432.
- [8] V. E. Sari, "Pengaruh E-Wom, Lifestyle, Kepercayaan Terhadap Keputusan Pembelian Ticket Online Booking Pada Situs



- Traveloka.Com Di Ponorogo (Studi Kasus Pembelian Tiket Pesawat Dan Kereta Api),” *J. Adm. Bisnis Fisipol Unmul*, vol. 7, no. 4, p. 474, 2019, doi: 10.54144/jadbis.v7i4.2863.
- [9] N. Viani, “Volume 1 Nomor 4 Tahun 2023 BISMA Business and Management Journal Pengaruh Digital Marketing, Electronic Word of Mouth dan Lifestyle terhadap Keputusan Pembelian pada Tiktok Shop Indonesia,” vol. 1, 2023.
- [10] R. A. Saputra *et al.*, “Analisis Sentimen Aplikasi Tokocrypto Berdasarkan Ulasan Pada Google Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 4, pp. 2028–2036, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i4.1707.
- [11] A. P. Giovani, A. Ardiansyah, T. Haryanti, L. Kurniawati, and W. Gata, “Analisis Sentimen Aplikasi Ruang Guru Di Twitter Menggunakan Algoritma Klasifikasi,” *J. Teknoinfo*, vol. 14, no. 2, p. 115, 2020, doi: 10.33365/jti.v14i2.679.
- [12] A. Liza Marie and R. Eko Widodo, “Pengaruh Online Reviews Terhadap Online Hotel Booking Intentions, Study Kasus Pada Traveloka,” *J. Ilm. Pariwisata*, vol. 24, no. 3, pp. 194–207, 2019.
- [13] N. Safitri and C. Bella, “Penggunaan Algoritma Apriori Dalam Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Pelanggan (Studi Kasus: Toko Diengva Bandar Jaya),” *J. Portaldata*, vol. 2, no. 1, pp. 1–8, 2022, [Online]. Available: <http://portaldata.org/index.php/portaldata/article/view/72/72>
- [14] K. Anwar, “Analisa sentimen Pengguna Instagram Di Indonesia Pada Review Smartphone Menggunakan Naive Bayes,” *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 2, no. 4, pp. 148–155, 2022, doi: 10.30865/klik.v2i4.315.
- [15] J. A. Septian, T. M. Fachrudin, and A. Nugroho, “Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Polemik Persepakbolaan Indonesia Menggunakan Pembobotan TF-IDF dan K-Nearest Neighbor,” *J. Intell. Syst. Comput.*, vol. 1, no. 1, pp. 43–49, 2019, doi: 10.52985/insyst.v1i1.36.
- [16] M. Y. Siregar, A. Davy Wiranata, and R. A. Saputra, “KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Streaming Vidio Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *Media Online*, vol. 4, no. 5, pp. 2419–2429, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i5.1787.
- [17] A. Simanungkalit, J. P. P. Naibaho, and A. De Kweldju, “Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Ulasan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 13, no. 1, p. 659, 2024, doi: 10.35889/jutisi.v13i1.1826.
- [18] D. Nurwahidah, G. Dwilestari, N. Dienwati Nuris, and R. Narasati, “Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi Google Kelas Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3673–3678, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8245.
- [19] N. Wijaya and E. S. Panjaitan, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Instagram di Google Play Store : Pendekatan Multinomial Naive Bayes dan Berbasis Leksikon,” vol. 6, no. 2, pp. 921–929, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i2.5615.
- [20] N. P. G. Naraswati, R. Nooraeni, D. C. Rosmilda, D. Desinta, F. Khairi, and R. Damaiyanti, “Analisis Sentimen Publik dari Twitter Tentang Kebijakan Penanganan Covid-19 di Indonesia dengan Naive Bayes Classification,” *Sistemasi*, vol. 10, no. 1, p. 222, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i1.1179.
- [21] Fajar Sidik, Ibnu Suhada, Azhar Haikal Anwar, and Firman Noor Hasan, “Analisis Sentimen Terhadap Pembelajaran Daring dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier,” *J. Linguist. Komputasional*, vol. 5, no. 1, pp. 34–43, 2022.
- [22] N. S. Fauziah and R. D. Dana, “Implementasi Algoritma Naive bayes dalam Klasifikasi Status Kesejahteraan Masyarakat Desa Gunungsari,” *Blend Sains J. Tek.*, vol. 1, no. 4, pp. 295–305, 2023, doi: 10.56211/blendsains.v1i4.234.
- [23] I. P. Rahayu, A. Fauzi, and J. Indra, “Analisis Sentimen Terhadap Program Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes Dan Support Vector Machine,” vol. 4, pp. 296–301, 2022, doi: 10.30865/json.v4i2.5381.
- [24] Ernianti Hasibuan and Elmo Allistair Heriyanto, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Amazon Shopping Di Google Play Store Menggunakan Naive Bayes Classifier,” *J. Tek. dan Sci.*, vol. 1, no. 3, pp. 13–24, 2022, doi: 10.56127/jts.v1i3.434.