

ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI MOBILE JKN PADA *PLAY STORE* MENGGUNAKAN METODE *MULTINOMIAL NAÏVE BAYES*

Aldy Fahrezi¹, Achmad Solichin^{2*}

^{1,2} Fakultas Teknologi Informasi, Teknik Informatika, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia

Email: ¹2011500952@student.budiluhur.ac.id, ^{2*}achmad.solichin@budiluhur.ac.id

(*: corresponding author)

Abstrak- Kesejahteraan manusia sangat dipengaruhi oleh kesehatan, yang memungkinkan seseorang menjalani kegiatan sehari-hari dengan efektif. Di Indonesia, kebutuhan akan kesehatan terus meningkat setiap tahunnya, mendorong pemerintah untuk meluncurkan program Jaminan Kesehatan Nasional-Kartu Indonesia Sehat (JKN-KIS) melalui BPJS Kesehatan sejak 2014. BPJS Kesehatan, sebagai lembaga pengelola jaminan kesehatan nasional, telah mengembangkan aplikasi Mobile JKN untuk memudahkan akses masyarakat terhadap pelayanan kesehatan. Aplikasi Mobile JKN menjadi aplikasi teratas dalam kategori kedokteran di *Google Play Store* Indonesia. Namun demikian, meskipun bertujuan memberikan layanan terbaik, aplikasi ini masih menghadapi berbagai kritik dan kekurangan dari pengguna. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi dan menganalisis aplikasi Mobile JKN melalui ulasan pengguna di *Google Play Store*. Mengingat banyaknya ulasan yang diterima, analisis sentimen digunakan sebagai metode yang efektif untuk menilai perspektif pengguna dan mengidentifikasi area perbaikan. Data ulasan dikumpulkan melalui teknik *scraping* menggunakan *Package Google Play Scraper* pada *Google Colaboratory*, dengan total 674 ulasan yang di peroleh pada tanggal 31 Mei 2024 hingga 7 Juni 2024. Penggunaan pembobotan kata *TF-IDF* dan Algoritma *Multinomial Naive Bayes* untuk mendeteksi sentimen dalam ulasan pengguna Aplikasi Mobile JKN telah memberikan hasil nilai pengujian berupa akurasi sebesar 98.57%, presisi 100%, *recall* 97.83%, dan *F1-Score* 98.90%. Dari hasil ini menunjukkan bahwa sistem dapat mendeteksi ulasan positif dan negatif dengan baik menggunakan metode *Multinomial Naive Bayes*.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Aplikasi Mobile JKN, *Multinomial Naive Bayes*, Ulasan *Google Play Store*

SENTIMENT ANALYSIS OF THE JKN MOBILE APPLICATION REVIEWS ON THE PLAY STORE USING THE MULTINOMIAL NAÏVE BAYES METHOD

Abstrack- Human welfare is greatly influenced by health, which enables individuals to carry out daily activities effectively. In Indonesia, the demand for healthcare continues to increase every year, prompting the government to launch the National Health Insurance-Healthy Indonesia Card (JKN-KIS) program through BPJS Health since 2014. BPJS Health, as the national health insurance management agency, has developed the Mobile JKN application to facilitate public access to healthcare services. The Mobile JKN application has become the top application in the medical category on the *Google Play Store* in Indonesia. However, despite aiming to provide the best services, this application still faces various criticisms and shortcomings from users. This research aims to evaluate and analyze the Mobile JKN application through user reviews on the *Google Play Store*. Given the large number of reviews received, sentiment analysis is used as an effective method to assess user perspectives and identify areas for improvement. Review data were collected through *scraping* techniques using the *Google_Play_Scraper* package on *Google Colaboratory*, with a total of 674 reviews obtained from May 31, 2024, to June 7, 2024. The use of *TF-IDF* word weighting and the *Multinomial Naive Bayes* algorithm to detect sentiment in user reviews of the Mobile JKN application has yielded test results with an accuracy of 98.57%, precision of 100%, *recall* of 97.83%, and *F1-Score* of 98.90%. These results indicate that the system can effectively detect positive and negative reviews using the *Multinomial Naive Bayes* method.

Keywords: Sentiment Analysis, Mobile JKN Application, *Multinomial Naive Bayes*, *Google Play Store* Reviews

1. PENDAHULUAN

Kesejahteraan manusia ditandai dengan kebutuhan kesehatan yang penting. Dengan tubuh yang sehat, seseorang dapat menjalani kegiatan sehari-hari secara efektif. Di Indonesia, kebutuhan akan kesehatan semakin meningkat setiap tahunnya. Pemerintah Indonesia bertanggung jawab untuk memenuhi kebutuhan kesehatan masyarakatnya dengan meluncurkan program Jaminan Kesehatan Nasional-Kartu Indonesia Sehat (JKN-KIS) melalui BPJS Kesehatan sejak 2014. BPJS Kesehatan, sebagai lembaga yang ditunjuk untuk mengelola program jaminan kesehatan nasional, telah mengembangkan layanan online melalui aplikasi Mobile JKN untuk memudahkan akses masyarakat terhadap pelayanan kesehatan [1].

Aplikasi Mobile JKN mendukung berbagai layanan kesehatan melalui penggunaan perangkat masing-masing pengguna. Secara khusus, aplikasi ini meraih posisi teratas di kategori kedokteran di *Google Play Store* Indonesia. Sebagai penyedia layanan pemerintah, Mobile JKN diharapkan memberikan pelayanan terbaik kepada

masyarakat. Namun, meskipun demikian, aplikasi ini belum sepenuhnya mendapat respons positif dari publik dan masih memiliki beberapa kelemahan. Oleh karena itu, diperlukan evaluasi mendalam terhadap aplikasi Mobile JKN untuk mengidentifikasi area yang perlu diperbaiki atau masih belum diketahui oleh pengembang aplikasi. Analisis sentimen menggunakan *review* pengguna sangat bermanfaat dalam memperoleh perspektif pengguna yang dapat digunakan sebagai panduan untuk perbaikan selanjutnya, mengingat jumlah *review* yang diterima aplikasi ini cukup banyak. [2].

Beberapa penelitian sebelumnya yang telah menganalisis sentimen terhadap komentar aplikasi Tokopedia menggunakan metode *Naive Bayes*. Hasil analisis menunjukkan performa yang baik dengan tingkat akurasi sebesar 97,13%, *precision* sebesar 1, *recall* untuk kelas positif sebesar 95,49%, dan AUC sebesar 0,980. Hal ini menandakan bahwa metode *Naive Bayes* efektif dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna. Penelitian ini memberikan wawasan berharga bagi pengembang aplikasi dan pemilik toko online dalam memahami persepsi dan kepercayaan pengguna, serta meningkatkan kualitas layanan dan produk yang ditawarkan [3]. Demikian pula, Analisis sentimen ulasan aplikasi Mola pada Google Play Store menggunakan Algoritma Support Vector Machine. penelitian ini menerapkan metode Knowledge Discovery in Database (KDD) dengan menganalisis 520 ulasan, yang terdiri dari 312 ulasan positif dan 208 ulasan negatif. Hasil terbaik diperoleh pada skenario 1 (pembagian data 90:10) dengan kernel RBF (Radial Basis Function), yang menunjukkan akurasi 92,31%, *precision* 96,3%, *recall* 89,66%, dan *f1-score* 92,86% [4].

Penelitian ini berfokus pada analisis sentimen dari ulasan pengguna aplikasi Mobile JKN di *Google Play Store* dengan menggunakan Metode *Multinomial Naive Bayes*. Penelitian ini bertujuan untuk membantu para pengembang aplikasi Mobile JKN dalam mengidentifikasi dan memahami sentimen pengguna terhadap aplikasi tersebut, baik positif, negatif. Dengan menganalisis ulasan pengguna secara mendalam, diharapkan dapat ditemukan pola dan tren yang signifikan yang dapat menjadi acuan bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas dan fungsionalitas aplikasi Mobile JKN.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Sentiment Analysis

Analisis sentimen adalah studi yang memeriksa pendapat, evaluasi, sikap, dan emosi terhadap berbagai entitas seperti layanan, produk, masalah, atau peristiwa tertentu. Bidang ini memiliki aplikasi luas dalam bisnis dan masyarakat karena opini dapat mempengaruhi keputusan organisasi dan individu. Analisis sentimen juga berguna untuk mengekstrak informasi berharga dari data yang tidak terstruktur. Kepentingannya terkait dengan pertumbuhan pesat opini di media sosial, seperti ulasan produk, layanan, dan diskusi di platform seperti blog, Twitter, dan jejaring social [5].

Analisis sentiment merupakan proses yang melibatkan ekstraksi informasi dari berbagai sumber data seperti internet dan berbagai platform media sosial, yang mencerminkan pandangan individu terhadap suatu isu. Selain itu, analisis sentimen dapat mencakup evaluasi terhadap kepuasan layanan atau kebijakan. Dengan bantuan analisis sentimen, data awal yang tidak terstruktur dapat diubah menjadi informasi yang lebih terstruktur dan dapat dimanfaatkan lebih lanjut [6].

2.2 Preprocessing

Preprocessing adalah tahap di mana data dibersihkan dan diperbaiki. Pengumpulan data biasanya menghasilkan data yang tidak terstruktur dengan jumlah karakter yang banyak. Tujuan dari *preprocessing* adalah untuk menghilangkan noise tersebut. Tahapan *text preprocessing* pada penelitian ini yaitu meliputi *case folding*, *cleansing*, *tokenazation*, *slangword*, *stopword*, dan *stemming* [7].

2.3 TF-IDF

Pembobotan TF-IDF adalah metode untuk memberikan bobot pada hubungan antara kata dan dokumen. Metode ini mengkombinasikan dua konsep penghitungan bobot: frekuensi kemunculan kata dalam sebuah dokumen tertentu dan frekuensi kebalikan dari dokumen yang mengandung kata tersebut. Frekuensi kemunculan kata dalam sebuah dokumen tertentu menunjukkan seberapa penting kata tersebut dalam dokumen tersebut. TF-IDF terdiri dari dua komponen: TF (*Term Frequency*) dan IDF (*Inverse Document Frequency*). TF menunjukkan seberapa sering sebuah kata muncul dalam dokumen, sementara IDF menunjukkan kebalikan dari frekuensi dokumen yang mengandung kata tersebut. Dengan perhitungan bobot menggunakan TF-IDF, kita dapat menentukan seberapa relevan suatu kata dalam dokumen tertentu [8]. Berikut adalah rumus TF-IDF *likelihood*.

$$TF(d, t) = \frac{f(d, t)}{n(d)} \quad (1)$$

$$IDF(t) = \log\left(\frac{N}{df(t)}\right) \quad (2)$$

$$TF - IDF(d, t) = TF(d, t) \times IDF(t) \quad (3)$$

Keterangan:

- d : Dokumen
- t : *Term* (kata) yang sedang dievaluasi.
- $f(d, t)$: Frekuensi kemunculan *term t* dalam dokumen d .
- $n(d)$: Jumlah total *term* dalam dokumen d
- N : Jumlah total dokumen dalam koleksi.
- $df(t)$: Jumlah dokumen di dalam koleksi yang mengandung *term t*.

2.4 Multinomial Naïve Bayes

Algoritma Multinomial Naïve Bayes adalah sebuah teknik pembelajaran probabilitas yang didasarkan pada *teorema Bayes*. Metode ini bekerja dengan mempertimbangkan frekuensi kemunculan kata dalam sebuah dokumen, yang dikenal sebagai konsep *term frequency*. Model ini juga mencatat apakah kata tersebut muncul atau tidak, serta seberapa sering kemunculannya dalam sebuah dokumen [9]. *Multinomial Naïve Bayes* terdiri dari tiga tahap, yaitu perhitungan probabilitas *prior*, probabilitas *likelihood*, dan perhitungan probabilitas posterior yang melibatkan perkalian antara probabilitas *prior* dan probabilitas *likelihood*. Berikut rumus *multinomial naïve bayes*:

$$P(c|d) = P(c) \times \prod_{i=1}^n P(t_i|c) \quad (4)$$

Keterangan:

- $P(c|d)$: Probabilitas suatu dokumen termasuk dalam kelas c .
- $P(c)$: Probabilitas *prior* dari kelas c .
- t_i : Kata dokumen d ke- i .
- $P(t_i|c)$: Probabilitas kata ke- i dengan diketahui kelas c .

Nilai $P(c)$ yang merupakan probabilitas *prior* dihitung dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$P(c) = \frac{N_c}{N} \quad (5)$$

Keterangan:

- $P(c)$: Peluang kelas c .
- N_c : Jumlah kelas c pada seluruh dokumen.
- N : Jumlah seluruh dokumen.

2.5 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan merupakan suatu metode evaluasi untuk model klasifikasi yang berbentuk matriks untuk mengevaluasi suatu model klasifikasi [10]. Untuk menghasilkan nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall* untuk mengetahui kinerja dari metode yang digunakan dibutuhkan *confusion matrix* dengan data yang dihasilkan dari model klasifikasi berupa data *True Positif* (TP), *True Negatif* (TN), *False Positif* (FP), dan *False Negatif* (FN) dengan membandingkan data aktual dan data hasil klasifikasi.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

Prediction	Actual	
	True	False
True	True Positive (TP)	False Negative (FN)
False	False Positif (FP)	True Negatif (TN)

Dengan hasil dari *confusion matrix* maka didapatkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*. *Accuracy* merupakan suatu perbandingan antara jumlah data yang diprediksi benar positif dan negatif dengan keseluruhan data.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (6)$$

Precision merupakan tingkat ketepatan antara suatu informasi yang diminta pada jawaban yang diberikan kepada sistem persamaan.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (7)$$

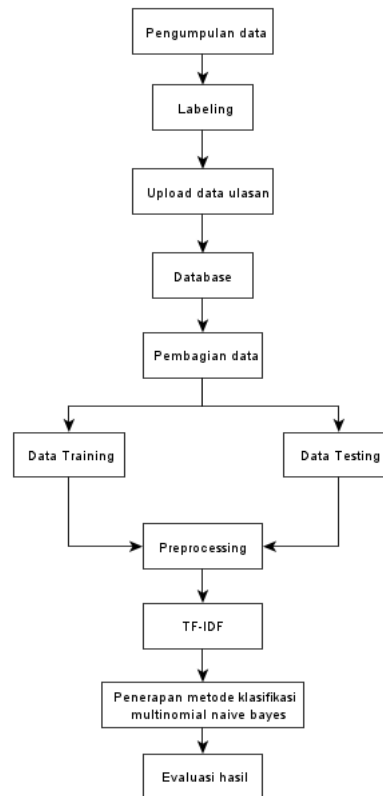
Recall adalah suatu tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi persamaan. Dalam suatu perhitungan tingkat *accuracy*, *precision*, *recall* dapat diketahui melalui *confusion matrix* dengan persamaan sebagai berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (8)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Penerapan Metode

Untuk memberikan gambaran alur proses penelitian ini, diperlukan rancangan yang menjelaskan langkah-langkah dari awal hingga akhir. Berikut alur penelitian ini yang dapat dilihat pada gambar 1 dibawah ini:



Gambar 1. Tahapan Metode

Berdasarkan Gambar 1, Pengumpulan data dimulai dengan proses *crawling* untuk mengumpulkan data ulasan sebagai *dataset*. Selanjutnya, ulasan-ulasan tersebut disimpan dalam bentuk *excel*. Tahapan selanjutnya dilakukan *labeling* terhadap seluruh data ulasan yang akan diberi pelabelan yaitu positif dan negatif dengan cara manual dengan mengklasifikasikan kalimat berdasarkan pakar. Setelah proses *labelling*. Selanjutnya yaitu *dataset* di *upload* dan dimasukkan ke dalam *database* sebagai *dirty dataset*. Setelah *dataset* di *upload* maka dilakukan pembagian data menjadi dua yaitu data *training* dan data *testing* dengan rasio 9:1. Setelah data dibagi menjadi dua, maka dilakukan proses *preprocessing* terhadap *dataset* dan menghasilkan *clean dataset* yang digunakan untuk proses klasifikasi. Setelah *clean dataset* dihasilkan maka dilakukan pembobotan TF-IDF untuk mengukur seberapa penting sebuah kata dalam suatu dokumen relatif terhadap seluruh kumpulan dokumen (*corpus*). Setelah itu, dilakukan klasifikasi terhadap dokumen untuk menghasilkan sentimen positif atau negatif terhadap data ulasan yang kemudian divisualisasikan hasilnya.

3.2 Pengumpulan Data

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah ulasan masyarakat mengenai aplikasi Mobile JKN. Untuk melakukan pengumpulan data ini, peneliti memanfaatkan *Google Colaboratory*, sebuah alat berbasis *Cloud* yang menggunakan lingkungan *Jupyter Notebook*. *Google Colab* dapat diakses secara *online* dan gratis, dan *package* yang digunakan untuk melakukan *Web Scraper* dataset ini adalah *Google_Play_Scraper*.

Tabel 2. *Dataset* Hasil Pengumpulan Data

No.	User	Ulasan
1.	Haryoseto Sulastiyargo	Sangat membantu dan mudah menggunakannya
2.	Agustiani Mega	Sangat membantu untk pengobatan dan kesehatan masyarakat.
3.	Elly Nurlela	Aplikasi tolol gajelas otp tidak muncul
4.	Rizki Fauzi	Mau daftar aja tidak bisa, gak pernah ada notif
5.	WISNU PUTRA	gimana ini tidak dapet kode otp ga jelas

3.3 Labelling

Pada penelitian ini dilakukan pemberian kelas suatu ulasan dapat ditentukan dengan dua cara yaitu: secara manual dengan mengklasifikasikan kalimat berdasarkan pakar dari Universitas Budi Luhur Jakarta, dan pelabelan menggunakan pendekatan kamus sentimen yaitu perhitungan *score* sentimen dan penetapan kelas sentiment. seluruh ulasan akan diberi pelabelan yaitu positif dan negatif. Label positif yang dimaksud adalah ulasan yang berisikan nilai *score* lebih dari 3. Kemudian label negatif yang dimaksud mengacu pada ulasan yang memiliki *score* kurang dari 3.

Tabel 3. Tahapan *Labelling*

No.	User	Ulasan	Label
1.	Haryoseto Sulastiyargo	Sangat membantu dan mudah menggunakannya	Positif
2.	Agustiani Mega	Sangat membantu untk pengobatan dan kesehatan masyarakat.	Positif
3.	Elly Nurlela	Aplikasi tolol gajelas otp tidak muncul	Negatif
4.	Rizki Fauzi	Mau daftar aja tidak bisa, gak pernah ada notif	Negatif
5.	WISNU PUTRA	gimana ini tidak dapet kode otp ga jelas	Negatif

3.4 Upload Data Ulasan

Pada tahap ini data ulasan hasil dari *labelling* di-*upload* ke *database* sebagai *dataset* yang digunakan untuk proses *preprocessing*. Berikut ilustrasi dari tahap *Upload* Data ulasan.

3.5 Pembagian Data

Pada tahapan ini data ulasan yang telah diberikan label/kelas baik itu positif dan negatif akan dibagi menjadi data *testing* dan data *training*. Pembagian data dilakukan dengan menggunakan Teknik *Stratified Random Sampling* dengan perbandingan *rasio* 9:1. Setelah data ulasan dibagi menjadi data *training* dan *testing*, data ulasan tersebut kemudian dimasukkan kedalam *database MySQL*.

3.6 Preprocessing

Pada tahap ini dilakukan *preprocessing* pada data ulasan agar mendapatkan data bersih yang dapat digunakan pada tahapan selanjutnya. Proses *preprocessing* yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

a. *Case Folfing*

Case folding merupakan proses yang merubah seluruh kata yang mengandung huruf kapital yang ada pada dokumen menjadi huruf kecil. Misal kata 'Aplikasi' akan diubah menjadi 'aplikasi' [10].

b. *Cleansing*

Cleansing merupakan proses mengubah suatu karakter yang tidak dibutuhkan seperti mention, hashtag, link URL, karakter selain huruf a-z menjadi spasi, menghapus spasi berlebih diakhir kata, menghapus spasi berlebih diantara kata [10].

c. *Tokenization*

Proses *tokenization* merupakan suatu proses yang memecah kalimat menjadi potongan kata atau *token*. Pada proses ini kalimat akan dipecah berdasarkan spasi yang memisahkan kata-kata dalam kalimat tersebut [1]. Pada *tokenization* ini penulis memanfaatkan *package NLTK* dengan bahasa pemrograman *python*.

d. Mengganti *Slangword*

Proses mengganti *slangwords* akan merubah kata yang tidak baku menjadi suatu kata yang baku sesuai dalam ejaan yang disempurnakan (*EYD*), misalnya “lemot” menjadi “lambat”, “blm” menjadi “belum”, dan seterusnya [11]. Pada penelitian ini penulis menggunakan kamus *slangwords* yang nantinya disimpan dalam *file text* yang kemudian akan digunakan untuk dibandingkan dengan kata dalam kalimat ulasan.

e. Menghapus *Stopword*

Proses menghapus *stopword* merupakan proses menghapus kata yang dianggap tidak mempunyai makna, misalnya kata penghubung seperti “dan”, “yang”, dan lain-lain [7]. Pada proses menghapus *stopword* penulis menggunakan *package NLTK*.

f. *Stemming*

Proses *stemming* merupakan proses yang mengubah sebuah kata menjadi bentuk dasarnya dengan cara menghilangkan kata imbuhan [12]. Proses ini memanfaatkan *package Sastrawi* dengan menggunakan bahasa pemrograman *python*. Contoh proses *stemming* yaitu kata “membaca” menjadi “baca”, “meneruskan” menjadi “terus”, dan lain sebagainya.

Tabel 4. Tahapan *Preprocessing*

Tahapan <i>Preprocessing</i>	Hasil
Ulasan Asli	Sangat membantu untk pengobatan dan kesehatan masyarakat
<i>Case Folding + Cleansing</i>	sangat membantu untk pengobatan dan kesehatan masyarakat
<i>Tokenization</i>	["sangat", "membantu", "untk", "pengobatan", "dan", "kesehatan", "masyarakat"]
Mengganti <i>Slangword</i>	["sangat", "membantu", "untuk", "pengobatan", "dan", "kesehatan", "masyarakat"]
Menghapus <i>Stopword</i>	["membantu", "pengobatan", "dan", "kesehatan", "masyarakat"]
<i>Stemming</i>	["bantu", "obat", "dan", "sehat", "masyarakat"]

3.7 TF-IDF

Setelah data melewati tahapan proses *preprocessing*, selanjutnya dilakukan tahapan pembobotan kata dengan TF-IDF. Tahapan ini meliputi perhitungan TF (*Term Frequency*), perhitungan IDF (*Inverse Document Frequency*), dan kemudian menggabungkan keduanya menjadi nilai TF-IDF. Pembobotan TF-IDF menggunakan data *training*.

Tabel 5. Data *Trainnig*

Dokumen	Ulasan
DOC1	sangat bantu dan mudah gunakan
DOC2	sangat bantu obat dan sehat masyarakat
DOC3	aplikasi tolol engga jelas otp tidak muncu

DOC4 daftar aja tidak bisa, engga pernah ada notif

Berikutnya menghitung TF-IDF dengan didapat hasil pada Tabel 6.

Tabel 6. Perhitungan TF-IDF

Trem	TF IDF DOC1	TF IDF DOC2	TF IDF DOC3	TF IDF DOC4
sangat	0.0602	0.0499	0	0
bantu	0.0602	0.0499	0	0
dan	0.0602	0.0499	0	0
mudah	0.1204	0	0	0
gunakan	0.1204	0	0	0
obat	0	0.0999	0	0
sehat	0	0.0999	0	0
masyarakat	0	0.0999	0	0
aplikasi	0	0	0.085484	0
tolol	0	0	0.085484	0
engga	0	0	0.042742	0.037625
jelas	0	0	0.085484	0
otp	0	0	0.085484	0
tidak	0	0	0.042742	0.037625
muncul	0	0	0.085484	0
daftar	0	0	0	0.07525
aja	0	0	0	0.07525
bisa	0	0	0	0.07525
pernah	0	0	0	0.07525
ada	0	0	0	0.07525
notif	0	0	0	0.07525

3.8 Multinomial Naïve Bayes

Proses klasifikasi menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dimulai dengan menghitung probabilitas untuk setiap label atau kelas. Dari contoh data *training* yang diberikan sebelumnya, terdapat 4 contoh data *training*. Dua di antaranya memiliki label negatif dan dua lainnya memiliki label positif.

$$P(\text{Negatif}) = \frac{\text{Jumlah dokumen Negatif}}{\text{Total Dokumen Negatif}}$$

$$P(\text{Negatif}) = \frac{2}{4} = 0.5$$

$$P(\text{Positif}) = \frac{\text{Jumlah dokumen Positif}}{\text{Total Dokumen Positif}}$$

$$P(\text{Positif}) = \frac{2}{4} = 0.5$$

Proses pengujian disini menggunakan 1 sampel data *testing* yang digambarkan pada Tabel 7 berikut:

Tabel 7. Sampel Data *Testing*

No.	Ulasan Bersih	Label Aktual
1.	gimana ini tidak dapet kode otp engga jelas	<i>Negative</i>

Setelah menghitung probabilitas untuk masing-masing label, tahap berikutnya adalah menghitung nilai total TF-IDF berdasarkan masing-masing kelas dari data training.

Tabel 8. Perhitungan Total TF-IDF

Total TF-IDF	Hasil Total TF-IDF
Positif	Total TF-IDF = sum (TF-IDF) Positif = 0,8708
Negatif	Total TF-IDF = sum (TF-IDF) Negatif = 1,039654

Selanjutnya, menghitung probabilitas setiap kata dalam data testing terhadap kelas tertentu. Tabel 9 menunjukkan probabilitas setiap kata dalam data *testing* terhadap kelas positif.

Tabel 9. Probabilitas *Likelihood* dan *Prior* dari negatif

Term	Probabilitas <i>Likelihood</i>	Total (Probabilitas <i>Prior</i>)
gimana	$\text{Prob} = (0 + 1) / (1.039654 + 21) = 1 / 22.039654 = \mathbf{0.045372}$	
ini	$\text{Prob} = (0 + 1) / (1.039654 + 21) = 1 / 22.039654 = \mathbf{0.045372}$	
tidak	$\text{Prob} = (0.080367 + 1) / (1.039654 + 21) = 1.080367 / 22.039654 = \mathbf{0.049019}$	$0.5 \times 0.045372 \times 0.045372 \times 0.049019$
dapat	$\text{Prob} = (0 + 1) / (1.039654 + 21) = 1 / 22.039654 = \mathbf{0.045372}$	$\times 0.045372 \times 0.045372 \times 0.049251 \times 0.049019 \times 0.049251$
kode	$\text{Prob} = (0 + 1) / (1.039654 + 21) = 1 / 22.039654 = \mathbf{0.045372}$	$= \mathbf{1.235039 \times 10^{-11}}$
otp	$\text{Prob} = (0.085484 + 1) / (1.039654 + 21) = 1.085484 / 22.039654 = \mathbf{0.049251}$	
engga	$\text{Prob} = (0.080367 + 1) / (1.039654 + 21) = 1.080367 / 22.039654 = \mathbf{0.049019}$	
jelas	$\text{Prob} = (0.085484 + 1) / (1.039654 + 21) = 1.085484 / 22.039654 = \mathbf{0.049251}$	

Setelahnya, dilakukan juga perhitungan probabilitas terhadap kelas positif. Berikut adalah hasil perhitungan probabilitas data testing terhadap kelas positif yang dijelaskan dalam Tabel 10 berikut ini.

Tabel 10. Probabilitas *Likelihood* dan *Prior* dari positif

Term	Probabilitas <i>Likelihood</i>	Total (Probabilitas <i>Prior</i>)
gimana	$\text{Prob} = (0 + 1) / (0.8708 + 21) = 1 / 21.8708 = \mathbf{0.045723}$	
ini	$\text{Prob} = (0 + 1) / (0.8708 + 21) = 1 / 21.8708 = \mathbf{0.045723}$	
tidak	$\text{Prob} = (0 + 1) / (0.8708 + 21) = 1 / 21.8708 = \mathbf{0.045723}$	$0.5 \times 0.045723 \times 0.045723 \times 0.045723 \times 0.045723 \times 0.045723 \times 0.045723$
dapat	$\text{Prob} = (0 + 1) / (0.8708 + 21) = 1 / 21.8708 = \mathbf{0.045723}$	$\times 0.045723 \times 0.045723 \times 0.045723 = \mathbf{9.550975 \times 10^{-12}}$
kode	$\text{Prob} = (0 + 1) / (0.8708 + 21) = 1 / 21.8708 = \mathbf{0.045723}$	
otp	$\text{Prob} = (0 + 1) / (0.8708 + 21) = 1 / 21.8708 = \mathbf{0.045723}$	
engga	$\text{Prob} = (0 + 1) / (0.8708 + 21) = 1 / 21.8708 = \mathbf{0.045723}$	
jelas	$\text{Prob} = (0 + 1) / (0.8708 + 21) = 1 / 21.8708 = \mathbf{0.045723}$	

Berdasarkan hasil perhitungan, didapatkan bahwa probabilitas data *testing* terhadap kelas negatif adalah sekitar 1.235039×10^{-11} , sementara probabilitas data *testing* terhadap kelas positif sekitar 9.550975×10^{-12} . Dari perbandingan ini, dapat disimpulkan bahwa data testing tersebut diprediksi termasuk ke dalam kelas positif.

3.9 Pengujian

Pengujian dalam penelitian ini, digunakan pengambilan data *training* sebanyak 604 data dan data *testing* sebanyak 70 data. Model dilatih menggunakan data training dan diuji menggunakan data *testing*. Berikut merupakan representasi dari dataset yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 11. Data Pengujian

No	Username	Score	Ulasan	Label actual	Label predicted
1	Ari C'abhi	5	cepat responnya batu banget	Positif	Positif
2	Tino ngatyno	5	terimakasih jkn mudah mudah bantu	Positif	Positif
3	Purwitasari Mnc	5	sampah aplikasi gak kirim otp sms aja gak masuk masukunggu ratus detik kirim ulang jg gak masuk komen negatif gak dibenerin ngabis ngabisin anggar doang bikin aplikasi aplikasi sampah	Negatif	Negatif
4	agen getagen	1	tunggu otp ga terima nih upload photo oops gagal	Negatif	Negatif
..
70	Zulkifli Lubis	5	mudah digunakandan fitur nya lengkap	Positif	Positif

Langkah selanjutnya yaitu dilakukan pengujian. Pengujian dilakukan dengan implementasi sistem *web* yang telah dibangun berdasarkan metode yang digunakan pada penelitian ini. Kemudian dari hasil pengujian yang dilakukan tersebut menghasilkan *confusion matrix* sebagai berikut:

Tabel 12. Pengujian *Confusion Matrix*

	Predicted Positif	Predicted Negatif
Actual Positif	45 (TP)	1 (FN)
Actual Negatif	0 (FP)	24 (TN)

Setelah memperoleh hasil dari *confusion matrix*, dilanjutkan dengan menghitung *accuracy*, *precision*, *recall*.

Tabel 13. Pengujian

Pengujian		
Accuracy	Precision	Recall
98.57%	100%	97.83%

4. KESIMPULAN

Berdasarkan pada hasil yang didapat pada penelitian ini yang berjudul “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mobile JKN pada *Play Store* Menggunakan Metode *Multinomial Naïve Bayes*”. Maka dapat disimpulkan bahwa analisis sentimen menggunakan metode *Multinomial Naive Bayes* dengan pembobotan kata TF-IDF efektif dalam mengevaluasi dan menganalisis ulasan pengguna aplikasi Mobile JKN di *Google Play Store*. Penelitian ini mengumpulkan 674 ulasan pengguna dari tanggal 31 Mei 2024 hingga 7 Juni 2024 menggunakan teknik *scraping*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mencapai *accuracy* 98.57%, *precision* 100%, *recall* 97.83%. Ini menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi sentimen positif dan negatif dalam ulasan pengguna dengan sangat baik, sehingga dapat digunakan untuk mengidentifikasi area perbaikan dalam aplikasi Mobile JKN. Adapun saran untuk kedepannya yaitu Memperbanyak kamus kata pada *slangwords* agar tahap *preprocessing* bisa menjadi lebih baik lagi sehingga memiliki kemungkinan tinggi serta dapat menaikkan performa dari metode *multinomial naïve bayes*. dan Perlu melakukan eksplorasi dan pengumpulan dataset yang lebih besar untuk meningkatkan representasi data dan meningkatkan kinerja model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. M. Rohman, I. Indriati, and S. Adinugroho, “Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Mobile JKN Menggunakan Metode Maximum Entropy dan Seleksi Fitur Gini Index Text,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 6, pp. 2646–2654, 2021.
- [2] S. Roiqoh, B. Zaman, and K. Kartono, “Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Aplikasi Mobile JKN dengan Lexicon Based dan Naïve Bayes,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 3, pp. 1582–

- 1592, 2023.
- [3] R. Apriani and D. Gustian, “Analisis Sentimen Dengan Naïve Bayes Terhadap Komentar Aplikasi Tokopedia,” *Jurnal Rekayasa Teknologi Nusa Putra*, vol. 6, no. 1, pp. 54–62, 2019.
 - [4] M. D. Hendriyanto, A. A. Ridha, and U. Enri, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mola Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Sentiment Analysis of Mola Application Reviews on Google Play Store Using Support Vector Machine Algorithm,” *INTECOMS: Jurnal of Information Technology and Computer Science*, vol. 5, no. 1, pp. 1–7, 2022.
 - [5] F. Hadaina and U. Budiyanto, “Implementasi Metode Multinomial Naïve Bayes untuk Sentiment Analysis Terhadap Data Ulasan Produk Colearn Pada Google Play Store,” *Seminar Nasional Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi (SENAFTI)*, vol. 1, no. 1, September, 2022, pp. 660–666.
 - [6] M. T. Nitamia and H. Februariyanti, “Analisis Sentimen Ulasan Ekpedisi J&T Expres Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *Jurnal Manajemen Informatika & Sistem Informasi*, vol. 5, no. 1, pp. 20–29, 2022.
 - [7] M. K. Khoirul Insan, U. Hayati, and O. Nurdiawan, “Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 478–483, 2023.
 - [8] V. W. D. Thomas and F. Rumaisa, “Analisis Sentimen Ulasan Hotel Bahasa Indonesia Menggunakan Support Vector Machine dan TF-IDF,” *Jurnal Media Informasi Budidarma*, vol. 6, no. 3, p. 1767, 2022.
 - [9] Yuyun, Nurul Hidayah, and Supriadi Sahibu, “Algoritma Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Pemerintah Terhadap Penanganan Covid-19 Menggunakan Data Twitter,” *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 820–826, 2021.
 - [10] M. Raffi, A. Suharso, and I. Maulana, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Binar Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Sentiment Analysis of Binar Application Reviews on Google Play Store Using Naïve Bayes Algorithm,” *INTECOMS: Jurnal of Information Technology and Computer Science*, vol. 6, no. 1, pp. 1–7, 2023.
 - [11] W. P. A. Ilham, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kesehatan Mental Pada Twitter Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor,” *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi (SENAFTI) Ke-3*, vol. 2, no. 2, September, 2023, pp. 539–547.
 - [12] W. Wahyudi, R. Kurniawan and Y. A. Wijaya, “Analisis Sentimen Penggunaan Terhadap Aplikasi Blu BCA di Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes (Studi Kasus Sentimen Pengguna Terhadap Pengalaman Aplikasi Blu BCA),” *JATI: Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 8, no. 3, pp. 2511–2517, 2024.