ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI IPUSNAS PADA GOOGLE PLAY STORE DENGAN MULTINOMIAL NAÏVE BAYES

Verindra Rizya Albahar Sejati^{1*}, Painem², Ferdiansyah³, Wahyu Pramusinto⁴

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

³Komputerisasi Akuntansi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur, DKI Jakarta, Indonesia

⁴Manajemen Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur, DKI Jakarta, Indonesia

Email: ^{1*}vrizya2@gmail.com, ²painem@budiluhur.ac.id, ³ferdiansyah@budiluhur.ac.id, ⁴wahyu.pramusinto@budiluhur.ac.id
(* : corresponding author)

Abstrak- Indonesia merupakan salah satu negara dengan tingkat kepadatan penduduk paling padat di dunia, yakni dengan populasi yang menyentuh angka 273 juta jiwa. Namun, tingginya angka populasi tidak berbanding lurus dengan tingkat literasi masyarakat. Oleh karena itu, dibutuhkan upaya untuk meningkatkan tingkat literasi tersebut salah satunya dengan membangun prasarana digital. Aplikasi iPusnas merupakan aplikasi digital yang menyediakan fitur untuk meminjam dan membaca buku koleksi perpustakaan secara digital bagi para penggunanya. Pengguna juga dapat memberikan ulasan terkait dengan pengalaman menggunakan aplikasi tersebut pada kolom ulasan yang ada pada google play store. Dari ulasan yang ada dapat diketahui gambaran umum mengenai pendapat masyarakat sekaligus sebuah indikator kepuasan. Ulasan-ulasan tersebut dapat dikelompokkan menjadi 2 yaitu ulasan positif dan negatif. Analisis sentimen dapat dilakukan terhadap data ulasan yang ada. Analisis sentimen dilakukan dengan menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes* pada data ulasan. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi dari metode *Multinomial Naïve Bayes* untuk analisis sentimen terhadap data ulasan aplikasi iPusnas pada *Google Play Store* dan gambaran umum akan kepuasan pengguna terhadap prasarana perpustakaan digital yang telah dibangun. Dataset yang digunakan pada penelitian ini ada 2 yaitu, data ulasan pada tanggal 22 Desember 2022 - 1 Januari 2022 dan data ulasan 31 Desember 2021 - 1 Januari 2021. Dari analisis kedua dataset tersebut menunjukkan sentimen ulasan positif memiliki nilai yang lebih besar dibanding sentimen ulasan negatif dengan persentase ulasan positif sebesar 54,28% untuk dataset pertama dan 53,04% untuk dataset kedua. Hasil pengujian pada kedua dataset tersebut untuk nilai akurasi, presisi, dan recall berturut-turut sebesar 96,3%, 96,67%, 96,67% untuk dataset pertama dan sebesar 98,31%, 96,92%, 100% untuk dataset kedua.

Kata Kunci: Sentimen Analisis, Aplikasi Ipusnas, Ulasan Pengguna, Multinomial Naïve Bayes.

SENTIMENT ANALYSIS OF IPUSNAS APPLICATION USER REVIEWS ON GOOGLE PLAY STORE WITH MULTINOMIAL NAÏVE BAYES

Abstract- Indonesia is one of the most densely populated countries in the world, with a population of 273 million people. However, the high population figures are not directly proportional to the literacy level of the community. Therefore, efforts are needed to increase the level of literacy, one of which is by building digital infrastructure. The iPusnas application is a digital application that provides features for borrowing and reading National Library collection books digitally for its users. Users can also provide reviews related to the experience of using the application in the review column on the Google Play Store. From the existing reviews, a general description of public opinion can be seen as well as an indicator of satisfaction. These reviews can be grouped into 2, namely positive and negative reviews. Sentiment analysis can be performed on existing review data. Sentiment analysis was performed using the *Multinomial Naïve Bayes* method on review data. This study aims to determine the level of accuracy of the *Multinomial Naïve Bayes* method for sentiment analysis of iPusnas application review data on the *Google Play Store* and an overview of user satisfaction with the digital library infrastructure that has been built. There are 2 datasets used in this study, namely review data on December 22, 2022 - January 1, 2022 and review data December 31, 2021 - January 1, 2021. The analysis of the two datasets shows that positive review sentiment has a greater value than negative review sentiment with a percentage of positive reviews of 54.28% for the first dataset and 53.04% for the second dataset. The test results on the two datasets for the values of accuracy, precision, and recall were 96.3%, 96.67%, 96.67% for the first dataset and 98.31%, 96.92%, 100% for the second dataset respectively.

Keywords: Sentiment Analysis, Ipusnas Application, User Reviews, Multinomial Naïve Bayes

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara dengan tingkat kepadatan penduduk paling padat di dunia. Populasi di Indonesia menyentuh angka 273 juta jiwa [1], membuat Indonesia sebagai negara terpadat keempat di dunia [2].

Dengan angka populasi tersebut diperkirakan Indonesia akan mengalami bonus demografi yaitu masa dimana penduduk usia produktif akan lebih besar daripada usia non produktif pada tahun 2030-2040 [3]. Namun, tingginya angka populasi tidak berbanding lurus dengan tingkat literasi masyarakat.

Tingkat literasi di Indonesia berada di peringkat 71 dari 77 negara di dunia [4]. Hal ini tentu menjadi sebuah masalah, mengingat bahwa literasi merupakan salah satu hal krusial karena berkorelasi pada indeks pembangunan manusia. Untuk itu perlu ada sebuah upaya untuk meningkatkan literasi pada masyarakat, salah satunya membangun prasarana penunjang seperti perpustakaan digital. Aplikasi iPusnas merupakan aplikasi digital yang menyediakan fitur untuk meminjam dan membaca buku koleksi perspusnas secara digital. Saat ini sudah ada kurang lebih 26 ribu orang yang sudah menginstall dan memberikan ulasan terhadap aplikasi iPusnas.

Sudah banyak masyarakat yang memberikan ulasan yang berisikan ragam kata-kata. Masyarakat bebas dalam memberikan ulasan baik itu ulasan positif dan ulasan negatif terhadap aplikasi iPusnas. Dari banyaknya ulasan yang ada, jika dilakukan sebuah analisa akan bermanfaat untuk iPusnas dalam mengelompokkan sentimen positif atau negatif serta hasil sentimen dapat dijadikan informasi untuk evaluasi pengembangan aplikasi tersebut. Pada penelitian sebelumnya mengenai analisis sentimen terhadap ulasan pengguna pada sebuah aplikasi e-commerce yang menerapkan metode naïve [5]. Penelitian tersebut menghasilkan nilai akurasi, presisi, dan recall masing-masing sebesar 83%, 82%, dan 80,33%.

Penelitian selanjutnya mengenai klasifikasi berita menggunakan naïve bayes menghasilkan 96% untuk masing-masing nilai akurasi, presisi, dan recall [6]. Metode naïve bayes juga digunakan untuk analisis sentimen opini film pada twitter dan didapatkan nilai akurasi, presisi, dan recall yang sangat baik dengan masing-masing sebesar 90%, 92%, dan 90% [7]. Berdasarkan latar belakang tersebut, maka penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisa sentimen dari ulasan dari masyarakat terhadap aplikasi iPusnas. Analisis sentimen dilakukan terhadap ulasan aplikasi iPusnas dengan menggunakan salah satu metode klasifikasi, yakni multinomial naïve bayes.

Metode multinomial naïve bayes dipilih karena dikenal memiliki akurasi yang tinggi meski dengan perhitungan yang sederhana [8]. Selain itu, metode multinomial naïve bayes yang menggunakan konsep dasar dari probabilitas setiap kata dan label kategori untuk memperkirakan probabilitas suatu label pada dokumen, banyak digunakan dalam penelitian klasifikasi teks karena efektivitasnya dan kesederhaan dalam perhitungan [8]. Tujuan penelitian ini ialah untuk mengetahui performa dari metode multinomial naïve bayes untuk analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi iPusnas pada google play store dan gambaran umum akan kepuasan pengguna terhadap prasarana perpustakaan digital yang telah dibangun.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan 2 dataset, dataset pertama merupakan data ulasan dari tanggal 22 Desember 2022 hingga 1 Januari 2022 dan dataset kedua merupakan data ulasan dari tanggal 31 Desember 2021 hingga 1 Januari 2021. Dataset didapat melalui tahap pengumpulan data dengan bantuan *package google-play-scrapers* dengan sortir kategori ulasan terbaru.

2.2 Penerapan Metode

Dalam membangun sistem analisis sentimen terhadap data ulasan aplikasi iPusnas pada *google play store* dengan metode *multinomial naïve bayes*, diperlukan sebuah gambaran dari rancangan penerapan yang digunakan pada penelitian ini. Gambaran tersebut bertujuan untuk penelitian dapat berjalan sesuai dengan rencana.

Gambar 1. Tahapan Metode

2.3 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan bantuan *package google-play-scrapers* dengan kategori sortir ulasan terbaru. Kemudian data ulasan yang didapat dipisahkan berdasarkan tahun dan disimpan pada file dengan

ekstensi.xlsx. Hasil dari tahap pengumpulan data yaitu berupa 2 dataset, dataset pertama merupakan data ulasan pada tanggal 22 Desember 2022 hingga 1 Januari 2022 dan dataset kedua merupakan data ulasan pada tanggal 31 Desember 2021 hingga 1 Januari 2021.

2.4 Labeling

Data yang telah terkumpul kemudian dilakukan pemberian label sentimen pada setiap data ulasan. Seluruh ulasan yang telah terkumpul akan diberikan label positif atau label negatif, proses ini dilakukan secara manual. Label positif diberikan kepada ulasan yang membangun, ucapan terima kasih, dan apresiasi. Label negatif diberikan kepada ulasan yang merupakan keluhan, ejekan, dan menjelekkan terhadap aplikasi.

2.5 Pembagian Data

Dataset yang telah diberikan label kemudian dilakukan pembagian data. Pembagian dataset dilakukan secara manual dengan rasio 9:1 untuk masing-masing data latih dan data uji.

2.6 Preprocessing

Dataset yang telah tersimpan di dalam *database* kemudian dilakukan *preprocessing*. *Preprocessing* bertujuan untuk menghindari ketidaksempurnaan data, data *noise*, dan bentuk data yang tidak konsisten [9]. Pada penelitian ini tahapan yang ada pada *preprocessing* sebagai berikut:

a. Case Folding

Case folding yaitu mengubah semua huruf yang ada pada teks menjadi huruf kecil [10]. *Case folding* bertujuan untuk memberikan bentuk dasar pada kata.

b. Cleansing

Cleansing yaitu menghapus simbol dan karakter yang tidak dibutuhkan dalam sebuah teks seperti *hashtag* (#), *mentions* (@), angka, tanda baca, emoji, dan menghapus spasi yang berlebihan.

c. Mengganti Slangwords

Slangwords adalah kata yang tidak mengikuti sistem ejaan bahasa Indonesia yang baku (EYD), biasa ditemui berupa singkatan, kata gaul atau modern, dan kesalahan dalam ejaan [11]. *Slangwords* tersebut sebanyak mungkin akan ditampung ke dalam kamus *slangwords*. Kamus tersebut kemudian digunakan sebagai pengetahuan untuk melakukan penggantian *slangwords* menjadi kata dengan ejaan bahasa Indonesia yang baku sesuai EYD.

d. Tokenization

Tokenization yaitu proses memecah teks menjadi token atau potongan yang lebih kecil [12].

e. Menghapus Stopword

Stopword merupakan kata yang sering muncul tetapi tidak berpengaruh atau tidak memiliki arti. Dalam proses ini bertujuan untuk menghilangkan kata-kata tersebut [13]. Kata yang merupakan *stopword* akan dikumpulkan dan ditampung kedalam kamus *stopword*. Kamus tersebut yang akan digunakan sebagai pembanding dengan teks, jika terdapat kata yang termasuk dalam kamus maka kata tersebut akan dihapus.

f. Stemming

Stemming yaitu proses mengubah suatu kata menjadi bentuk dasarnya dengan menghilangkan imbuhan. Dalam penelitian ini proses *stemming* dilakukan dengan menggunakan *package* Sastrawi.

2.7 Ekstraksi Fitur

Tahapan ekstraksi fitur dilakukan untuk menghitung nilai kemunculan kata, hasil yang didapatkan pada tahapan ini kemudian akan digunakan untuk perhitungan pada metode *multinomial naïve bayes*. Tahapan ini menggunakan metode *bag of words*. *Bag of Words* merupakan suatu metode yang digunakan untuk menghitung frekuensi kemunculan setiap kata pada seluruh dokumen. Dalam model ini, sebuah teks baik itu berupa dokumen atau kalimat direpresentasikan sebagai rangkaian kata yang terdapat didalamnya dengan mengabaikan urutan kata dan tata bahasa, namun tetap menjaga keragamannya [14].

2.8 Multinomial Naïve Bayes

Multinomial Naïve Bayes adalah metode klasifikasi data probabilistik sederhana yang menerapkan teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur yang tinggi. Pada metode *multinomial naïve bayes* setiap dokumen direpresentasikan dengan memasukkan “ $a_1, a_2, a_3, \dots, a_n$ ” yang mana a_1 merupakan kata pertama dan seterusnya hingga kata ke- n , sedangkan V yaitu label kategori. Selanjutnya yaitu mencari nilai tertinggi dari kategori teks yang diujikan (V_{MAP}) persamaan V_{MAP} dapat dilihat pada persamaan 1.

$$V_{MAP} = \underset{v_i \in V}{argmax} P(v_j) \cap_i P(a_i|v_j) \quad (1)$$

Nilai $P(V_j)$ merupakan probabilitas dari sebuah dokumen, terlepas dari isinya, berkategori j . Nilai $P(V_j)$ didapatkan dari persamaan 2.

$$P(v_j) = \frac{|Docs\ j|}{|training|} \quad (2)$$

Keterangan :

$|Docs\ j|$: Banyaknya dokumen dengan kategori j pada dokumen latih
 $|training|$: Banyaknya dokumen data latih

Nilai $P(a_i|V_j)$ merupakan probabilitas dari melihat kata a_i dalam kalimat dengan kategori V_j . Nilai $P(a_i|V_j)$ didapatkan dari persamaan 3.

$$P(a_i | v_j) = \frac{|n_i + 1|}{|n + kosakata|} \quad (3)$$

Keterangan :

n_i : Frekuensi kemunculan kata a_i pada dokumen latih dengan kategori V_j
 V_j : Banyaknya semua kata pada dokumen latih dengan kategori V_j
 V_j kosakata : Jumlah total kata unik pada seluruh dokumen latih

2.9 Pengujian

Pada penelitian ini pengujian dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi, presisi, dan *recall* dari model yang telah dihasilkan dengan metode *multinomial naïve bayes*, pengujian dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion Matrix* adalah tabel dengan hasil klasifikasi jumlah data uji yang benar dan jumlah data uji yang salah [15].

Tabel 1. *Confusion Matrix*

	Predicted Positif	Predicted Negatif
Actual Positif	TP	FN
Actual Negatif	FP	TN

Keterangan :

TP (*True Positive*) : Jumlah dokumen dari label kategori positif yang benar diklasifikasikan sebagai label kategori positif
TN (*True Negative*) : Jumlah dokumen dari label kategori negatif yang benar diklasifikasikan sebagai label kategori negatif
FP (*False Positive*) : Jumlah dokumen dari label kategori negatif yang salah diklasifikasikan sebagai label kategori positif
FN (*False Negative*) : Jumlah dokumen dari label kategori positif yang salah diklasifikasikan sebagai label kategori negatif

2.10 Akurasi

Akurasi merupakan perbandingan antara jumlah data yang diprediksi benar positif dan negatif dengan keseluruhan data. Perhitungan dari nilai akurasi didapatkan dari persamaan 4.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$

2.11 Presisi

Presisi merupakan tingkat ketepatan antara informasi yang diminta dengan jawaban yang diberikan oleh sistem persamaan. Presisi digunakan untuk mengukur kejadian *false positive*, apabila presisi rendah berarti tingkat kejadian *false positive* tinggi dan juga sebaliknya. Perhitungan dari nilai presisi didapatkan dari persamaan 5.

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (5)$$

2.12 Recall

Recall merupakan tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi persamaan. Recall digunakan untuk mengukur kejadian *false negative*, apabila *recall* rendah berarti tingkat kejadian *false negative* tinggi dan juga sebaliknya. Perhitungan dari nilai *recall* didapatkan dari persamaan 6.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (6)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Tahap Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan pada ulasan yang ada pada *google play store* dengan bantuan *package google play scraper* dengan kategori sortir ulasan terbaru. Data ulasan yang terkumpul kemudian dikumpulkan dan disimpan dalam file *excel* dengan ekstensi *.xlsx*. Hasil dari tahap pengumpulan data yaitu berupa 2 dataset, dataset pertama merupakan data ulasan dari tanggal 22 Desember 2022 hingga 1 Januari 2022 dan dataset kedua merupakan data ulasan dari tanggal 31 Desember 2021 hingga 1 Januari 2021. Tahap pengumpulan data menghasilkan 1224 data ulasan pada dataset pertama dan 2332 data ulasan pada dataset kedua.

3.2 Tahap Labeling

Proses *labeling* pada penelitian ini dilakukan secara manual, setiap data ulasan yang ada diberikan label positif atau label negatif. Label positif diberikan kepada ulasan yang membangun, ucapan terima kasih, dan apresiasi. Sedangkan, label negatif diberikan kepada ulasan yang berupa keluhan, ejekan, dan menjelekkkan terhadap aplikasi. Tahap *labeling* menghasilkan data ulasan yang telah diberikan label sebanyak 538 ulasan pada dataset pertama dan 1184 pada dataset kedua.

3.3 Tahap Pembagian Data

Dataset yang telah melalui proses *labeling* kemudian dibagi secara manual untuk data latih dan data uji dengan rasio 9:1. Dari hasil pembagian data didapatkan 484 data latih serta 54 data uji untuk dataset pertama dan 1066 data latih serta 118 data uji untuk dataset kedua.

3.4 Tahap Preprocessing

Preprocessing kemudian dilakukan kepada dataset dengan tahapan yang ada yaitu *case folding*, *cleansing* (menghapus *hashtag* (#), *mentions* (@), angka, tanda baca, emoji, dan menghapus spasi yang berlebih), mengganti *slangwords*, *tokenization*, menghapus *stopword*, dan *stemming*.

Tabel 2. Tahap *Preprocessing*

Proses	Hasil <i>Preprocessing</i>
Ulasan Awal	Senang banget bisa punya apk ipusnas, sy tinggal di kota terpencil dan susah utk membeli buku yg saya inginkan. Untung ada ipusnas♥
<i>Case Folding</i>	senang banget bisa punya apk ipusnas, sy tinggal di kota terpencil dan susah utk membeli buku yg saya inginkan. untung ada ipusnas♥
<i>Cleansing</i>	senang banget bisa punya aplikasi ipusnas saya tinggal di kota terpencil dan susah untuk membeli buku yang saya inginkan untung ada ipusnas
Mengganti <i>Slangwords</i>	senang banget bisa punya aplikasi ipusnas saya tinggal di kota terpencil dan susah untuk membeli buku yang saya inginkan untung ada ipusnas
<i>Tokenization</i>	[senang, banget, bisa, punya, aplikasi, ipusnas, saya, tinggal, di, kota, terpencil, dan, susah, untuk, membeli, buku, yang, saya, inginkan, untung, ada, ipusnas]
Mengapus <i>Stopword</i>	[senang, banget, aplikasi, ipusnas, tinggal, kota, terpencil, susah, membeli, buku, untung, ipusnas]
<i>Stemming</i>	[senang, banget, aplikasi, ipusnas, tinggal, kota, pencil, susah, beli, buku, untung, ipusnas]

3.5 Tahap Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan metode *bag of words*. Tahap ekstraksi fitur dilakukan untuk merubah teks ulasan yang ada pada dataset menjadi angka untuk kemudian dapat diolah pada tahap klasifikasi dengan *multinomial naïve bayes*.

Tabel 3. Data Latih

Username	Ulasan	Label
Syahruddin Evendy	[manfaat, orang, suka, baca, buku]	POSITIF
Akmal Fahri	[manfaat, cerdas, hidup, bangsa]	POSITIF
Danjo Games	[pinjam, buku, verifikasi, error]	NEGATIF

Tabel 3 merupakan sampel data latih yang digunakan pada penelitian ini yang kemudian dilakukan tahap ekstraksi fitur dengan hasil tercantum pada Tabel 4.

Tabel 4. Ekstraksi Fitur

Kata	Positif	Negatif
manfaat	2	0
orang	1	0
suka	1	0
baca	1	0
buku	1	1
cerdas	1	0
hidup	1	0
bangsa	1	0
pinjam	0	1
verifikasi	0	1
error	0	1
Total kata dengan label positif	9	
Total kata dengan label negatif		4
Total kosakata	11	

3.6 Tahap Klasifikasi

Tahap klasifikasi dengan *multinomial naïve bayes* dimulai dengan menghitung probabilitas dari tiap label dengan Persamaan 2. Perhitungan akan diberi contoh dengan menggunakan hasil ekstraksi fitur yang ada pada Tabel 4.

$$P(v_{positif}) = \frac{|Docs\ j|}{|training|}$$

$$P(v_{positif}) = \frac{2}{3}$$

$$P(v_{positif}) = 0,667$$

$$P(v_{negatif}) = \frac{|Docs\ j|}{|training|}$$

$$P(v_{negatif}) = \frac{1}{3}$$

$$P(v_{negatif}) = 0,333$$

Berikut merupakan salah satu sampel dari data uji yang akan dilakukan perhitungan pada penelitian terdapat pada Tabel 5.

Tabel 5. Data Uji

Username	Ulasan
Erin Nurfajrina	[jelek, error, baik]

Kemudian data uji yang telah melalui *preprocessing* dilakukan perhitungan probabilitas kata-kata yang ada terhadap label menggunakan Persamaan 3.

$$\begin{aligned}
 \text{Perhitungan label positif} : P(\text{jelek, positif}) &= (0 + 1) / (9 + 11) \\
 &= 1 / 20 \\
 &= 0,05 \\
 P(\text{error, positif}) &= (0 + 1) / (9 + 11) \\
 &= 1 / 20 \\
 &= 0,05 \\
 P(\text{baik, positif}) &= (0 + 1) / (9 + 11) \\
 &= 1 / 20 \\
 &= 0,05 \\
 \text{Perhitungan label negatif} : P(\text{jelek, negatif}) &= (0 + 1) / (4 + 11) \\
 &= 1 / 15 \\
 &= 0,0667 \\
 P(\text{error, negatif}) &= (1 + 1) / (4 + 11) \\
 &= 2 / 15 \\
 &= 0,1333 \\
 P(\text{baik, negatif}) &= (0 + 1) / (4 + 11) \\
 &= 1 / 15 \\
 &= 0,0667
 \end{aligned}$$

Setelah didapat probabilitas dari tiap label dan probabilitas kata-kata pada data uji terhadap label selanjutnya dilakukan perhitungan klasifikasi dengan Persamaan 1.

$$\begin{aligned}
 P(\text{positif, d1}) &= 0,05 \times 0,05 \times 0,05 \times 0,667 \\
 &= 0,00008337500000000002 \\
 P(\text{negatif, d1}) &= 0,0667 \times 0,1333 \times 0,0667 \times 0,333 \\
 &= 0,00019748133332099998
 \end{aligned}$$

Dari hasil perhitungan di atas, diketahui bahwa peluang dokumen terhadap label negatif lebih besar dari peluang dokumen terhadap label positif. Maka dapat diambil kesimpulan bahwa sampel data uji diklasifikasikan sebagai sentimen negatif.

3.7 Tahap Pengujian dan Evaluasi

Pengujian dilakukan sesuai dengan rancangan pengujian yang ada Sub-Bab 2.9. Pengujian dilakukan secara langsung melalui sistem yang telah dibangun. Hasil pengujian pada dataset pertama dapat dilihat pada Gambar 2.

Gambar 2. Hasil Pengujian Datasets Pertama

Dari hasil pengujian pada dataset pertama didapatkan nilai akurasi, presisi, dan *recall* masing-masing sebesar 96,3%, 96,67%, dan 96,67%. Selain itu persentase sentimen pada dataset pertama juga memperlihatkan bahwa sentimen positif memiliki persentase yang lebih banyak daripada sentimen negatif, persentase sentimen dapat dilihat pada Gambar 3.

Persentase sentimen pada 538 ulasan yaitu 54.28% (292) positif dan 45.72% (246) negatif.

Gambar 3. Persentase Sentimen Dataset Pertama

Pada dataset kedua hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar 4.

Gambar 4. Hasil Pengujian Dataset Kedua

Dari hasil pengujian pada dataset kedua didapatkan nilai akurasi, presisi, dan *recall* masing-masing sebesar 98,31%, 96,92%, dan 100%. Selain itu persentase sentimen pada dataset kedua juga memperlihatkan bahwa sentimen positif memiliki persentase yang lebih banyak daripada sentimen negatif, persentase sentimen dapat dilihat pada Gambar X.

Persentase sentimen pada 1184 ulasan yaitu 53.04% (628) positif dan 46.96% (556) negatif.

Gambar 5. Persentase Sentimen Dataset Kedua

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, pada kedua dataset dapat diketahui bahwa mayoritas dari sentimen yang ada lebih condong ke arah sentimen positif. Hasil akurasi, presisi, dan *recall* dari metode *multinomial naïve bayes* dalam melakukan analisis sentimen memiliki performa yang sangat baik. Pada dataset pertama nilai akurasi, presisi, dan *recall* masing-masing sebesar 96,3%, 96,67%, dan 96,67%. Sedangkan pada dataset kedua nilai akurasi, presisi, dan *recall* masing-masing sebesar 98,31%, 96,92%, dan 100%. Pada penelitian ini tahapan *preprocessing* sangat berpengaruh terhadap performa yang akan didapat. Tahapan mengganti *slangwords* akan berpengaruh terhadap fitur yang nantinya akan dihasilkan dari tahapan ekstraksi fitur. Kamus kata yang banyak dapat mengurangi redundansi fitur yang memiliki makna atau kata baku yang sama. Untuk penelitian selanjutnya, penulis memberi saran untuk memperbanyak kamus kata pada *slangwords* dan *stopword* agar hasil dari tahap *preprocessing* bisa menjadi lebih baik lagi sehingga dapat menaikkan performa dari metode *multinomial naïve*

bayes. Hal tersebut mengingat bahwa frekuensi sebuah fitur yang digunakan dalam metode *multinomial naïve bayes* sangat bergantung dengan dataset bersih hasil dari tahap *preprocessing*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kemendagri, "Https://Dukcapil.Kemendagri.Go.Id/," 24 February 2022. [Online]. Available: <https://dukcapil.kemendagri.go.id/berita/baca/1032/273-juta-penduduk-indonesia-terupdate-versi-kemendagri>. [Accessed 23 October 2022].
- [2] Detik, "Detiktravel," 14 May 2022. [Online]. Available: <https://travel.detik.com/travel-news/d-6078152/indonesia-peringkat-ke-4-daftar-negara-berpenduduk-terbanyak-dunia>. [Accessed 23 October 2022].
- [3] A. Savitri, Bonus Demografi 2030 : Menjawab Tantangan Serta Peluang Edukasi 4.0 Dan Revolusi Bisnis 4.0, Semarang: Genesis, 2019.
- [4] OECD, PISA 2018 Results (Volume I): What Students Know And Can Do, Paris: OECD Publishing, 2019.
- [5] I. D. Estika, I. Darmawan And O. N. Pratiwi, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Untuk Peningkatan Layanan Menggunakan Algoritma Naive Bayes (Studi Kasus : Bukalapak)," In E-Proceeding Of Engineering, 2021.
- [6] F. K. S. Dewi And T. P. Aji, "Klasifikasi Berita Menggunakan Metode Multinomial Naive Bayes," SCAN, Vol. 16, No. 3, 2021.
- [7] F. Ratnawati, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Opini Film Pada Twitter," Jurnal Inovtek Polbeng - Seri Informatika, Vol. 3, No. 1, Pp. 50-59, 2018.
- [8] A. Sabrani, I. G. P. W. Wedashwara And F. Bimantoro, "Metode Multinomial Naive Bayes Untuk Klasifikasi Artikel Online Tentang Gempa Di Indonesia," JTIKA, Vol. 2, No. 1, Pp. 89-100, 2020.
- [9] F. V. Sari And A. Wibowo, "Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi," Jurnal SIMETRIS, Vol. 10, No. 2, Pp. 681-686, 2019.
- [10] F. Rahutomo, Z. H. R. Adi, I. F. Rozi And P. Y. Saputra, "Implementasi Text Mining Pada Laman Blog Di Internet Untuk Menilai Kinerja Suatu Organisasi," Jurnal Inovtek Polbeng - Seri Informatika, Vol. 3, No. 2, Pp. 101-109, 2018.
- [11] P. Antinasari, R. S. Perdana And M. A. Fauzi, "Analisis Sentimen Tentang Opini Film Pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Naive Bayes Dengan Perbaikan Kata Tidak Baku," Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer, Vol. 1, No. 12, Pp. 1733-1741, 2017.
- [12] E. D. P. Daulay And I. Asror, "Sentimen Analisis Pada Ulasan Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes," E-Proceeding Of Engineering, Vol. 7, No. 2, Pp. 8400-8410, 2020.
- [13] R. I. Alhaqq, I. M. K. Putra And Y. Ruldeviyani, "Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Mysapk BKN Di Google Play Store," Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi, Vol. 11, No. 2, 2022.
- [14] W. T. H. Putri And R. Hendrowati, "Penggalian Teks Dengan Model Bag Of Words Terhadap Data Twitter," Jurnal Muara Sains, Teknologi, Kedokteran, Dan Ilmu Kesehatan, Vol. 2, No. 1, Pp. 129-138, 2018.
- [15] D. Normawati And S. A. Prayogi, "Implementasi Naive Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI), Vol. 5, No. 2, Pp. 697- 711, 2021.