

Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi *Buzzbreak* Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier pada Situs *Google Play Store*

Dinda Putri Santoso dan Wahyu Wibowo

Departemen Statistika Bisnis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

e-mail: wahyu_w@statistika.its.ac.id

Abstrak—*Buzzbreak* merupakan salah satu aplikasi baru yang terdaftar pada situs *google play store* yang dibuat pada tahun 2019 dimana aplikasi ini dapat menghasilkan uang dengan cara menukarkan *point* melalui hasil membaca berita dan melihat video pada laman aplikasi tersebut. *Point* yang telah ditukarkan dapat langsung masuk ke dalam saldo rekening pengguna terkait yang telah terdaftar. Aplikasi *Buzzbreak* mulai diminati pada saat Covid-19 mulai muncul di Indonesia. Hal tersebut dikarenakan aplikasi *Buzzbreak* membawa terobosan baru hanya dengan melihat video dan membaca berita, pengguna *smartphone* dapat mendapatkan uang. Aplikasi *Buzzbreak* mendapatkan banyak ulasan dari penggunaannya baik ulasan yang ke arah positif atau negatif, sehingga hal tersebut dapat membuat pengguna baru yang ingin mengunduh kesulitan dalam menyimpulkan ulasan apakah yang paling dominan didapatkan oleh aplikasi *Buzzbreak*. Oleh karena itu, untuk memberikan informasi terkait dominan ulasannya positif atau negative, maka diperlukan suatu analisis yaitu menggunakan metode Naïve Bayes Classifier serta akan dilakukan juga analisis terhadap kata-kata yang paling sering muncul dari masing-masing sentimen yang akan divisualisasikan melalui *wordcloud*. Ulasan didapatkan melalui *crawling* data pada situs *google play store*. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini adalah *review* yang diberikan oleh pengguna *Buzzbreak* mengarah ke sentimen positif, serta berdasarkan visualisasi *wordcloud*, *term* yang paling sering muncul pada sentimen positif adalah “bagus” dan *term* yang paling sering muncul pada sentimen negatif adalah “jelek”. Hasil analisis ketepatan klasifikasi menggunakan naïve bayes classifier adalah data *training* dengan *split ratio* 70%:30% dengan nilai *AUC* sebesar 76,52% dan pada data *testing* *split ratio* 90%:10% di mana nilai *AUC* sebesar 79,34% dapat diartikan bahwa tingkat akurasi klasifikasinya sedang.

Kata Kunci—Analisis Sentimen, *Buzzbreak*, Naïve Bayes Classifier, Ulasan.

I. PENDAHULUAN

ERA globalisasi telah membuat seluruh aktifitas keseharian dapat dilakukan secara online dengan didukung oleh bermacam-macam aplikasi yang telah diciptakan sesuai dengan kebutuhan penggunaannya, baik aplikasi terkait informasi, melakukan jual beli, *trading*, transportasi, dan bahkan terdapat aplikasi yang mampu menghasilkan uang pun turut diciptakan. Salah satu jenis aplikasi yang mulai banyak diminati pada tahun 2020 adalah aplikasi yang mampu menghasilkan uang. Jenis aplikasi tersebut banyak diminati dikarenakan tahun 2020 merupakan tahun di mana seluruh aktifitas yang semula *offline* harus dilakukan secara *online* dikarenakan munculnya Covid-19 di Indonesia, sehingga kemunculan Covid-19 cukup merubah keadaan baik dari sosial, pendidikan, maupun ekonomi. Keadaan ekonomi yang terdampak kurang baik membuat masyarakat ingin mendapatkan penghasilan dengan bekerja *online*, salah satu pekerjaan yang dapat dilakukan

dengan cara yang mudah adalah dengan melihat video, membaca berita dengan menggunakan aplikasi *Buzzbreak*.

Buzzbreak merupakan salah satu aplikasi yang terdaftar pada situs *google play store* yang dibuat pada tahun 2019 di mana aplikasi ini dapat menghasilkan uang dengan cara menukarkan *point* yang didapatkan melalui hasil membaca berita dan melihat video pada laman aplikasi tersebut. Aplikasi *Buzzbreak* mulai diminati oleh pengguna *smartphone* pada saat pandemi Covid-19 dikarenakan *Buzzbreak* membawa suatu terobosan di mana seseorang hanya dengan membaca berita dan melihat video dapat mendapatkan uang dengan didukung oleh kondisi ekonomi yang sedang tidak membaik. Banyaknya ulasan yang diberikan oleh pengguna baik dari ulasan yang mengarah ke arah positif dan negatif memberikan pandangan terkait kualitas dari aplikasi *Buzzbreak*.

Penelitian yang berjudul Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi *Buzzbreak* Menggunakan Naïve Bayes Classifier Pada Situs *Google Play Store* dilakukan untuk menganalisis sentimen mengenai persepsi atau pandangan masyarakat terutama pengguna aplikasi *Buzzbreak* terkait dampak yang diberikan oleh aplikasi tersebut secara positif maupun negatif. Analisis bertujuan untuk memberikan informasi kepada pengguna aplikasi *Buzzbreak* dan pihak yang bersangkutan dengan aplikasi tersebut agar dapat mengelola dan menggunakan aplikasi dengan baik. Selain melihat bagaimana persepsi masyarakat tersebut penelitian ini juga melihat bagaimana ketepatan klasifikasi dari suatu pendapat positif dan negatif serta menganalisis kata-kata yang paling sering muncul dari masing-masing sentimen akan divisualisasikan melalui *wordcloud*.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Naïve Bayes Classifier

Algoritma Naïve Bayes Classifier merupakan algoritma yang digunakan untuk mencari nilai probabilitas tertinggi untuk mengklasifikasikan data *testing* dalam kategori yang tepat [1]. Naïve Bayes Classifier termasuk ke dalam algoritma pembelajaran Teorema Bayes dengan tujuan untuk memperkirakan probabilitas berdasarkan pada kategori yang terdapat pada data *training* [2]. Proses teorema Bayes secara umum ditunjukkan pada persamaan 1 sebagai berikut.

$$P(V_j|w_i) = \frac{P(w_i|V_j)P(V_j)}{P(w_i)} \quad (1)$$

dimana,

$P(V_j|w_i)$: probabilitas kategori j pada saat terdapat kemunculan kata i .

$P(w_i|V_j)$: probabilitas kata i masuk ke dalam kategori j .

Tabel 1.
Confusion Matrix

| Nilai Aktual | Nilai Prediksi | |
|--------------|----------------|---------|
| | Positif | Negatif |
| Positif | TP | FN |
| Negatif | FP | TN |

Tabel 2.
Tingkatan Akurasi Nilai AUC

| Nilai AUC | Tingkatan Akurasi |
|-----------|-------------------|
| 51%-60% | Sangat Lemah |
| 61%-70% | Lemah |
| 71%-80% | Sedang |
| 81%-90% | Tinggi |
| 91%-100% | Sangat Tinggi |

Tabel 3.
Struktur Data

| Ulasan | X_1 | X_2 | ... | X_m |
|--------|--------------------------------|--------------------------------|-----|--------------------------------|
| 1 | N_{1p1} atau N_{1n1} | N_{2p1} atau N_{2n1} | ... | N_{mp1} atau N_{mn1} |
| 2 | N_{1p2} atau N_{1n2} | N_{2p2} atau N_{2n2} | ... | N_{mp2} atau N_{mn2} |
| 3 | N_{1p3} atau N_{1n3} | N_{2p3} atau N_{2n3} | ... | N_{mp3} atau N_{mn3} |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| 3436 | N_{1p3436} atau N_{1n3436} | N_{2p3436} atau N_{2n3436} | ... | N_{mp3436} atau N_{mn3436} |

Tabel 4.
Variabel Penelitian

| Variabel | Keterangan |
|----------|----------------------------------|
| Y | Analisis Sentimen |
| X | Ulasan aplikasi <i>buzzbreak</i> |

Tabel 5.
Hasil Klasifikasi Sentimen Data Review

| Review | Score | Klasifikasi |
|------------------------|-------|-------------|
| bohong biaya | -1 | Negatif |
| suka main | 2 | Positif |
| beri bintang buzzbreak | 1 | Positif |
| suka | 1 | Positif |
| tarik saldo sampah | 1 | Positif |
| ... | ... | ... |
| rugi manfaat download | 1 | Positif |

- $P(V_j)$: probabilitas kemunculan sebuah kategori j.
- $P(w_i)$: probabilitas kemunculan sebuah kata.
- i : indeks kata dimulai dari 1 hingga ke-k.
- j : indeks kategori dimulai dari 1 hingga ke-n.

Proses klasifikasi dapat disederhanakan menjadi persamaan 2 sebagai berikut.

$$P(V_j|w_i) = P(V_j) P(w_i|V_j) \quad (2)$$

Probabilitas kategori j pada saat terdapat kemunculan kata i dapat diketahui dengan menggunakan persamaan 3 sebagai berikut.

$$P(V_j|w_i) = P(V_j) \times P(w_1|V) \times \dots \times P(w_k|V_j) \quad (3)$$

Proses pengklasifikasian algoritma untuk mencari probabilitas tertinggi dari keseluruhan kategori yang diujikan (VMAP) dapat menggunakan persamaan 4 sebagai berikut.

$$V_{MAP} = \arg \max P(V_j|w_1, w_2, \dots, w_k) \quad (4)$$

Melalui pendekatan teorema Bayes pada persamaan (2), maka persamaan (4) dapat disesuaikan penulisannya pada persamaan 5 sebagai berikut.

Tabel 6.
TF-IDF

| Review | Term | | | |
|------------------------|------|------|-----|-------|
| | main | suka | ... | susah |
| bohong biaya | 0 | 0 | ... | 0 |
| suka main | 2,74 | 2,45 | ... | 0 |
| beri bintang buzzbreak | 0 | 0 | ... | 0 |
| suka | 0 | 4,91 | ... | 0 |
| tarik saldo sampah | 0 | 0 | ... | 0 |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| rugi manfaat download | 0 | 0 | ... | 0 |

Tabel 7.
Frekuensi Term

| Term | Frekuensi |
|-----------|-----------|
| bagus | 688 |
| bintang | 381 |
| buzzbreak | 378 |
| ... | ... |
| hadiah | 70 |
| susah | 70 |

Tabel 8.
Confusion Matrix Data Training

| Split Ratio | True Positif | True Negatif | False Positif | False Negatif |
|-------------|--------------|--------------|---------------|---------------|
| 90%:10% | 1273 | 458 | 24 | 975 |
| 80%:20% | 1156 | 402 | 27 | 842 |
| 70%:30% | 1021 | 355 | 20 | 728 |

Tabel 9.
Nilai Sensitivity, Specificity, G-mean, dan AUC Data Training

| Split Ratio | sensitivity | specificity | G-mean | AUC |
|-------------|-------------|-------------|---------|---------|
| 90%:10% | 0,56628 | 0,95021 | 0,73354 | 0,75824 |
| 80%:20% | 0,57858 | 0,93706 | 0,73632 | 0,75782 |
| 70%:30% | 0,58376 | 0,94667 | 0,74339 | 0,76521 |

Tabel 10.
Confusion Matrix Data Testing

| Split Ratio | True Positif | True Negatif | False Positif | False Negatif |
|-------------|--------------|--------------|---------------|---------------|
| 90%:10% | 156 | 52 | 2 | 94 |
| 80%:20% | 272 | 102 | 5 | 228 |
| 70%:30% | 409 | 153 | 8 | 340 |

$$V_{MAP} = \arg \max \frac{P(V_j)P(w_1, w_2, \dots, w_k|V_j)}{P(w_1, w_2, \dots, w_k)} \quad (5)$$

Pada persamaan 5, nilai dari $P(w_1, w_2, \dots, w_k)$ adalah konstan, sehingga persamaan 5 dapat disederhanakan seperti persamaan 2 pada persamaan 6 sebagai berikut.

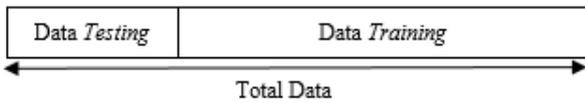
$$V_{MAP} = \arg \max P(w_1, w_2, \dots, w_k|V_j) P(V_j) \quad (6)$$

Naïve Bayes Classifier didasarkan pada asumsi penyederhanaan bahwa nilai dari atribut secara conditional saling bebas jika diberikan nilai output yang dapat ditunjukkan pada persamaan 7 sebagai berikut.

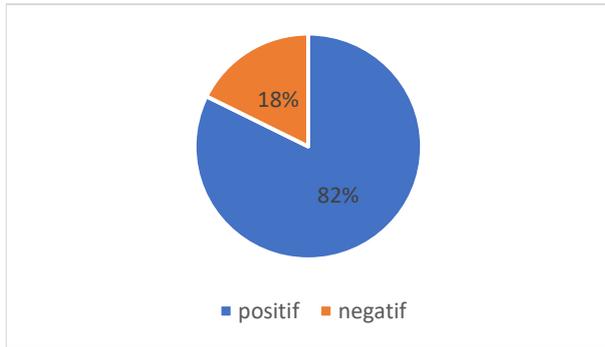
$$P(w_1, w_2, \dots, w_k|V_j) = \prod_{k=1}^n P(w_k|V_j) \quad (7)$$

Persamaan 7 dapat disubstitusikan pada persamaan 2.4, maka akan didapatkan persamaan 8 yang merupakan pendekatan yang dapat dipakai dalam Naïve Bayes Classifier sebagai berikut.

$$V_{NBC} = \arg \max P(V_j) \prod_{k=1}^n P(w_k|V_j) \quad (8)$$



Gambar 1. Hold-out validation.



Gambar 2. Pie chart klasifikasi.



Gambar 3. Wordcloud frekuensi term.

Probabilitas kemunculan kata w_k pada setiap kategori V_j [$P(w_k|V_j)$] dapat diketahui melalui persamaan 9 sebagai berikut.

$$P(w_k|V_j) = \frac{n_k+1}{|n+kosakata|} \tag{9}$$

Persamaan 9 yaitu n_k merupakan frekuensi kata atau term pada masing-masing data yang berkategori V_j , n merupakan keseluruhan kata atau term pada masing – masing data yang berkategori V_j , dan $|kosakata|$ merupakan jumlah keseluruhan kata atau term.

B. Text Mining

Text mining adalah suatu analisis teks yang dilakukan oleh komputer untuk menggali hingga memperoleh informasi yang berkualitas dari sebuah teks yang telah dirangkum dalam satu dokumen [3]. Tujuan awal pembuatan text mining adalah untuk menemukan informasi yang diperoleh dari teks tidak terstruktur. Oleh karena itu, text mining juga mengacu pada istilah data mining. Text mining data digunakan untuk menemukan aturan baru dengan pengelompokkan (text clustering dan text classification), algoritma, dan asosiasi [4]. Text mining adalah penambangan yang dilakukan oleh computer untuk mendapatkan sesuatu yang baru atau sebelumnya tidak diketahui serta untuk menemukan Kembali informasi implisit yang berasal dari informasi yang secara otomatis diekstraksi dari berbagai data teks. Text mining juga digunakan untuk memecahkan masalah yang berkaitan dengan informasi yang dibutuhkan dengan menerapkan



Gambar 4. Wordcloud positif.



Gambar 5. Wordcloud negatif.

Tabel 11. Nilai Sensitivity, Specificity, G-mean, dan AUC Data Testing

| Split Ratio | Sensitivity | Specificity | G-mean | AUC |
|-------------|-------------|-------------|---------|---------|
| 90%:10% | 0,62400 | 0,96296 | 0,77517 | 0,79348 |
| 80%:20% | 0,54400 | 0,95327 | 0,72012 | 0,74864 |
| 70%:30% | 0,54606 | 0,95031 | 0,72037 | 0,74819 |

machine learning, manajemen pengetahuan, natural language processing, dan teknik data mining [1]. Text mining adalah teknik data mining untuk menganalisis dan mengklasifikasikan data dalam bentuk teks yang bertujuan untuk menemukan pola data dan memperoleh informasi yang berguna untuk tujuan tertentu di mana sumber data yang digunakan dalam text mining adalah kumpulan teks yang tidak terstruktur dan semi terstruktur [5].

C. Pra-proses Text

Tahap awal dari text mining yang meliputi seluruh rutinitas dan proses untuk menyiapkan data yang akan digunakan oleh system text mining adalah tahap pra-proses teks [1]. Tahap pra-proses teks akan membagi dokumen teks (pemotongan kata) dengan menghilangkan kata-kata non-informatif serta mengembalikan ke kata dasar [6]. Pra-proses teks adalah tahapan pengolahan teks yang digunakan untuk mengubah dokumen atau data yang tidak terstruktur menjadi data terstruktur sesuai dengan kebutuhan yang akan diproses lebih lanjut dalam proses text mining. Tahapan pra-proses teks bertujuan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi data di mana terdapat aturan pembentukan kata berimbuhan untuk mengubah makna kata dasar yaitu prefiks (awalan), sufiks (akhiran), konfiks atau simulfiks (awalan dan akhiran), dan infiks (sisipan) di mana hasil akhir pra-proses teks diharapkan

mendapatkan kata dasar yang sesuai dengan Kamus Besar Bahasa Indonesia [7]. Tahapan dalam pra-proses teks adalah sebagai berikut.

1) *Cleaning*

Cleaning merupakan proses membersihkan ulasan dari kata yang tidak diperlukan seperti *username*, *emoticons*, *hashtag*, dan *link* tertentu [8].

2) *Case Folding*

Case folding merupakan proses untuk mengubah semua karakter teks menjadi huruf kecil serta menghilangkan tanda baca dan angka [9].

3) *Stemming*

Stemming merupakan proses untuk mendapatkan kata dasar dengan cara menghilangkan awalan, akhiran, sisipan, dan kombinasi antara awalan dan akhiran pada kata per kata pada ulasan [10].

4) *Tokenizing*

Tokenizing merupakan proses memecah yang semula berupa kalimat menjadi kata per kata atau memutuskan urutan *string* menjadi potongan kata [11].

D. Analisis Sentimen

Analisis sentiment atau *opinion mining* menggambarkan bidang yang luas terkait pemrosesan bahasa alami, linguistik, komputasi, dan penambangan teks dengan tujuan untuk menganalisis pendapat, perasaan, evaluasi, sikap, penilaian, dan emosi seseorang atau penulis tentang suatu topik, produk, layanan, atau yang lainnya. Peran dasar dari analisis sentimen adalah mengelompokkan teks menjadi kalimat atau dokumen yang tidak terstruktur dan kemudian menentukan apakah opini yang diungkapkan dalam kalimat atau dokumen tersebut bersifat positif atau negatif [11].

Analisis sentimen juga didefinisikan sebagai pemeriksaan dengan bantuan computer atas pendapat, perilaku, dan emosi seseorang terhadap suatu entitas di mana entitas tersebut dapat mewakili individu, peristiwa, atau topik. Analisis sentimen juga terlibat dalam pembuatan sistem untuk mengumpulkan dan meneliti pendapat tentang produk yang dibuat di suatu blog, ulasan, ataupun tweet. [12]. Pada analisis sentimen, ekspresi pengguna yang di analisis berfokus pada topik tertentu di mana pernyataan pada suatu topik pasti akan berbeda maknanya dengan pernyataan yang sama pada subjek yang berbeda. Tujuan dari analisis sentiment untuk menentukan perilaku atau opini dari seorang peneliti terhadap topik tertentu serta untuk melihat kecenderungan apakah pendapat atau opini tersebut termasuk dalam opini positif atau negatif [13].

E. Fitur dan Pembobotan

Pembobotan merupakan metode untuk mengubah input data menjadi suatu fitur vektor di mana metode yang digunakan dalam pembobotan meliputi *Term Presence* (TP), *Term Frequency* (TF), dan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) [14].

1) *Term Presence (TP)*

Term Presence (TP) merupakan metode pembobotan pada suatu dokumen teks yang melihat keberadaan daftar kata – kata atau *term* terhadap suatu dokumen. Jika suatu fitur yang ada pada daftar fitur acuan terdapat pada dokumen yang

sedang diboboti, maka nilai fitur tersebut pada *feature vector* akan diberi nilai 1 dan tidak menghiraukan jumlah kemunculan fitur tersebut. Jika fitur tersebut tidak ada pada dokumen, maka diberi nilai 0 pada *feature space*. Rumus yang digunakan untuk menghitung *Term Presence* (TP) dari fitur t_i pada dokumen d_j ditulis pada persamaan 10 sebagai berikut.

$$tp(t_i, d_j) \begin{cases} 1 & \text{Jika terdapat } t_i \text{ pada } d_j \\ 0 & \text{Jika tidak terdapat } t_i \text{ pada } d_j \end{cases} \quad (10)$$

2) *Term Frequency (TF)*

Term Frequency (TF) menghitung jumlah kemunculan fitur acuan pada suatu dokumen bukan hanya keberadaan fitur tersebut. Rumus TF dapat ditulis dengan persamaan $\#(t_i, d_j)$ mempunyai arti jumlah kemunculan fitur t_i pada dokumen d_j . Sebagai contoh suatu fitur berupa kata “bagus” muncul sebanyak 10 kali, maka nilai fitur tersebut pada *feature vector* adalah 10. Persamaan *term frequency* ditunjukkan pada persamaan 11 sebagai berikut.

$$tf(t_i, d_j) = \#(t_i, d_j) \quad (11)$$

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

Term Frequency – Inverse Document Frequency (TF-IDF) merupakan algoritma pembobotan tersusun dari dua nilai yang berasal dari dua algoritma dengan pembobotan yang berbeda, yaitu *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF). Rumus perhitungan IDF pada suatu kumpulan dokumen D dengan $|D|$ merupakan jumlah dokumen dan $\#d(t_i)$ merupakan banyaknya dokumen dimana suatu kata (t_i) ditunjukkan pada persamaan 12 dan persamaan 13 sebagai berikut.

$$idf(t_i, d_j) = \log \frac{|D|}{\#d(t_i)} \quad (12)$$

$$tf\ idf(t_i, d_j) = tf(t_i, d_j) \times idf(t_i, d_j) \quad (13)$$

F. Ketetapan Klasifikasi

Ketepatan klasifikasi dihasilkan dari perhitungan elemen-elemen yang disebut dengan confusion matrix atau matriks klasifikasi. Pengukuran akurasi klasifikasi dimaksudkan untuk menunjukkan performansi klasifikasi yang dilakukan. Confusion matrix berisi informasi aktual dan prediksi pada system klasifikasi [15]. Confusion matrix merupakan suatu metode perhitungan prediksi yang digunakan untuk menyelesaikan tahap klasifikasi. Prediksi dari nilai yang benar dan nilai yang salah disatukan dalam sebuah tabel (matriks) dengan nilai serta dibedakan berdasarkan kelas masing-masing. Confusion matrix ditunjukkan pada Tabel 1. Dimana TP (True Positive) adalah ketika prediksi positif dengan hasilnya benar positif. TN (True Negatif) adalah ketika prediksi negatif dengan hasilnya benar negatif. FP (False Positive) adalah ketika prediksi positif dengan hasilnya tidak benar positif (salah). FN (False Negatif) adalah ketika prediksi negatif dengan hasilnya tidak benar negatif (salah).

Ketepatan klasifikasi menggunakan pengukuran yaitu akurasi, specificity, dan sensitivity. Akurasi digunakan untuk mengetahui hasil klasifikasi dari penelitian yang dilakukan

serta menghitung ketepatan klasifikasi sebuah ulasan yang mempunyai data balanced pada tiap kategorinya.

Data *Balanced*

$$\text{Akurasi} = \frac{TN + TP}{TN + TP + FN + FP} \quad (14)$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (15)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (16)$$

Data *Imbalanced*

$$G - \text{Mean} = \sqrt{\text{sensitivity} \times \text{specificity}} \quad (17)$$

$$\text{AUC} = \frac{1}{2}(\text{sensitivity} + \text{specificity}) \quad (18)$$

Apabila ulasan mempunyai data *imbalanced*, maka pengukuran ketepatan klasifikasi yang digunakan adalah *G-Mean* dan *Area Under Curve* (AUC). *G-Mean* merupakan rata-rata geometric dari data yang memiliki dua kategori. *Area Under Curve* (AUC) merupakan indikator performa dari kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) dengan pengklasifikasian tingkatan yang berbeda. Tingkatan akurasi nilai AUC dijelaskan pada Tabel 2.

G. Hold-out

Hold-Out Validation merupakan salah satu metode dari jenis *cross-validation* yang paling sederhana untuk mempartisi secara acak dari kumpulan data yang digunakan menjadi dua kumpulan data yang saling independen. Secara umum dalam *Hold-Out Validation* satu pertiga dari data digunakan sebagai data *testing* dan dua pertiga dari data digunakan sebagai data *training*. Visualisasi pembagian data *training* dan data *testing* dalam *Hold-Out Validation* ditunjukkan pada Gambar 1.

Gambar 1 menunjukkan pembagian antara data *training* dan data *testing* pada *Hold-Out Validation*. Metode *Hold-Out Validation* data digunakan pada saat permasalahan data dihadapi dengan kumpulan data yang besar dan memang tidak cocok dengan kumpulan data yang kecil.

H. Wordcloud

Wordcloud merupakan salah satu bentuk dari hasil analisis menggunakan metode *text mining* yang dapat menampilkan kata yang paling sering muncul atau paling sering digunakan pada suatu dokumen ataupun teks. Ukuran huruf pada *wordcloud* menentukan frekuensi kemunculan sebuah kata, maka semakin besar ukuran huruf maka semakin besar kemunculan kata tersebut. Sebaliknya, semakin kecil ukuran huruf maka semakin kecil frekuensi kemunculan kata tersebut. *Wordcloud* sering digunakan untuk menyoroti istilah yang populer atau tren berdasarkan frekuensi penggunaan kata yang dapat menjelaskan pertanyaan penelitian dengan sangat cepat dan mudah [1].

I. Aplikasi Buzzbreak

Menurut Google Play, aplikasi *Buzzbreak* merupakan aplikasi gaya hidup yang menampilkan seluruh konten populer dari internet. Konten-konten populer dalam *Buzzbreak* dapat berupa video, berita, dan hal-hal menarik yang lucu baik dari dalam negeri maupun luar negeri. Konten yang telah dikunjungi dan dilihat oleh pengguna *Buzzbreak* akan memberikan imbalan berupa *point* yang dapat ditukarkan menjadi uang tunai dimana hasil penukaran

tersebut dapat secara langsung ke rekening milik pribadi pengguna atau dompet digital.

J. Penelitian Terdahulu

Studi penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan ini adalah sebagai berikut.

1) Analisis Sentimen Persepsi Pengguna JNE

Analisis sentimen persepsi pengguna JNE menggunakan algoritma naïve bayes classifier oleh Adelia Febriyanti tahun 2020. Penelitian ini menggunakan ulasan pengguna JNE sebanyak 1.876 ulasan dimana penelitian ini memberikan hasil bahwa 69% ulasan merupakan ulasan negatif dan 31% ulasan merupakan ulasan positif. Penerapan metode Naïve Bayes Classifier data latih dan data uji dengan perbandingan 90%: 10% menghasilkan tingkat akurasi paling optimal sebesar 85,87% [16].

2) Implementasi Text Mining

Implementasi *text mining* pada analisis sentimen pengguna twitter terhadap media *mainstream* menggunakan Naïve Bayes Classifier dan Support Vector Machine. Penelitian ini menggunakan 300 tweet mengenai media *mainstream* TV One, Metro TV, dan Kompas TV dimana penelitian ini memberikan hasil bahwa ketepatan klasifikasi menggunakan Naïve Bayes Classifier pada media TV One dan Kompas TV diperoleh akurasi sebesar 95,8% dan 97,8%, sedangkan ketepatan klasifikasi media Metro TV diperoleh nilai G-mean dan AUC sebesar 81,3% dan 82,36% [17].

3) Metode Penambangan Aturan Asosiasi untuk Identifikasi Pengguna Internet

Penelitian ini menggunakan Teknik penambangan data aturan asosiasi dengan variabel penelitian sebanyak 10 variabel dan didapatkan hasil bahwa penggunaan utama internet baik untuk kelompok laki-laki maupun perempuan untuk mengakses berita dan media sosial karena informasi dan media sosial merupakan bentuk literasi digital yang paling mudah diakses dibandingkan dengan transaksi keuangan atau perbankan yang membutuhkan pengetahuan tentang produk keuangan dan perbankan [18].

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan review pengguna aplikasi *buzzbreak* sebanyak 3436 ulasan dengan periode waktu Januari-April 2021. Data yang digunakan berjumlah 3436 ulasan dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan masing-masing 90%:10%, 80%:20%, dan 70%:30%. Struktur data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari variabel prediktor yaitu kata dasar setiap ulasan dan variabel respon yaitu klasifikasi sentimen ulasan (positif dan negatif) yang ditunjukkan pada Tabel 3.

B. Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 4.

C. Langkah Analisis

Langkah analisis yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut: (1) Mengambil data *review* aplikasi

buzzbreak dengan cara *scraping* menggunakan *software* pendukung yaitu *data miner* kemudian data *review* yang telah diambil disimpan dengan format *.csv*. (2) Menentukan daftar *stopwords* dengan cara menentukan kata dasar berdasarkan pada Kamus Besar Bahasa Indonesia. (3) Melakukan pra-proses teks yang meliputi proses *cleaning*, *case folding*, *stemming*, *tokenizing*, serta melakukan perbandingan antara kata-kata yang didapatkan dari data *review* dengan daftar *stopwords*. (4) Menentukan pengelompokan sentimen positif dan negatif berdasarkan *scoring*. (5) Mengubah data *review* yang telah dipecah dalam kata per kata menjadi variabel dengan pembobotan kata melalui metode TF-IDF. (6) Membagi 3436 data *review* untuk data *training* dan data *testing* menggunakan *10-fold cross validation* dengan perbandingan masing-masing sebesar 90% : 10%, 80% : 20%, dan 70% : 30%. (7) Membentuk model klasifikasi data *review* menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*. (8) Menghitung ketepatan klasifikasi dari model yang terbentuk. (9) Melakukan visualisasi hasil *review* dalam bentuk *wordcloud*. (10) Menginterpretasikan hasil analisis yang telah dilakukan. (11) Menarik kesimpulan dan saran.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Klasifikasi Sentimen Aplikasi Buzzbreak dan Visualisasi Wordcloud

Data *review* aplikasi *buzzbreak* yang diambil melalui situs *google play store* setelah dilakukan pra-proses data, maka dilakukan pelabelan apakah *review* termasuk dalam *review* yang positif, negatif, atau netral berdasarkan *scoring* yang ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 5 menunjukkan bahwa hasil pelabelan data mendapatkan hasil bahwa klasifikasi sentimen positif sebanyak 2498 data *review* positif, klasifikasi sentimen negatif sebanyak 536 data *review*, dan klasifikasi sentimen netral sebanyak 402 data *review* netral. Penelitian ini, *review* yang terklasifikasi netral tidak digunakan dalam analisis selanjutnya dikarenakan dalam penelitian berfokus pada hasil klasifikasi positif dan negatif, dimana hasil dari klasifikasi positif dan negatif dapat divisualisasikan oleh Gambar 2.

Gambar 2 menunjukkan bahwa 82% *review* aplikasi *buzzbreak* terklasifikasi dalam sentimen positif dan 18% *review* negatif. Gambar 2 menunjukkan bahwa hasil klasifikasi sentimen cenderung *imbalance*, maka analisis yang tepat untuk melakukan ketepatan klasifikasi adalah menggunakan *G-mean* dan AUC. Sebelum melakukan analisis ketepatan klasifikasi dilakukan pembobotan atau *term weight* TF-IDF yang bertujuan untuk mengetahui konteks dari setiap *review* yang dijelaskan pada Tabel 6.

Tabel 6 menunjukkan hasil pembobotan atau TF-IDF masing-masing *term* yaitu sebanyak 28 *term* dari 3034 *review*. Pada tabel pembobotan TF-IDF terdapat hasil 0 yang menunjukkan bahwa *term* tersebut tidak tersedia pada *review* terkait sehingga bernilai 0, jika angka decimal menunjukkan bahwa *term* tersebut tersedia pada *review* terkait sehingga pembobotannya memiliki nilai lebih besar dari 0.

Frekuensi *term* yang ada pada setiap *term* dapat dijelaskan pada Tabel 7.

Tabel 7 menunjukkan jumlah keseluruhan kata masing-masing *term* dari 3034 *review* *buzzbreak*. Dari 28 *term*, *term* yang paling sering banyak muncul adalah “bagus” sebanyak

688 kata, “bintang” sebanyak 381 kata, “*buzzbreak*” sebanyak 378 kata, dan yang paling sedikit adalah “susah” sebanyak 70. Berdasarkan Tabel 7 dapat divisualisasikan menggunakan *wordcloud* Gambar 3.

Gambar 3 menunjukkan *wordcloud* dari frekuensi *term* di mana melalui *wordcloud* tersebut dapat diketahui bahwa *term* yang paling sering muncul adalah “bagus” karena *term* tersebut memiliki ukuran yang paling besar dibandingkan dengan *term* yang lainnya. Selain visualisasi *wordcloud* pada frekuensi *term*, terdapat visualisasi *wordcloud* pada sentimen positif dan negatif, *wordcloud* positif dapat dijelaskan pada Gambar 4.

Gambar 4 menunjukkan *wordcloud* sentimen positif, *term* yang paling sering muncul adalah “bagus” yang paling besar dilanjutkan dengan “mantap”, “bintang”, “poin”, dan “*buzzbreak*” yang keempat ukuran tersebut lebih kecil daripada *term* “bagus”. Selanjutnya adalah visualisasi *wordcloud* sentimen negatif dijelaskan pada Gambar 5.

Gambar 5 menunjukkan *wordcloud* sentimen negatif, *term* yang paling sering muncul adalah “jelek” yang paling besar, dilanjutkan dengan “*buzzbreak*”, “susah”, “bagus”, “kecewa”, dan “tipu” karena *term* tersebut memiliki ukuran lebih kecil daripada *term* “jelek”.

B. Klasifikasi Sentimen Menggunakan Naïve Bayes Classifier

Data *review* aplikasi *buzzbreak* setelah dilakukan tahap pra-proses data dan pelabelan sentimen analisis maka dilakukan analisis ketepatan klasifikasi menggunakan *naïve bayes classifier* dengan pembagian data *training* dan data *testing* pada split ratio 90%:10%, 80%:20%, dan 70%:30% yang didapatkan presentase hasil pembagian dari ketiga split tersebut pada sentimen positif sebesar 82% dan pada sentimen negatif sebesar 18%, yang berarti pembagian data *training* dan data *testing* konsisten dari hasil sentiment positif dan negatif. Analisis pengukuran ketepatan klasifikasi menggunakan *confusion matrix* pada data *training* dapat dijelaskan pada Tabel 8.

Tabel 8 menunjukkan *confusion matrix* data *training* pada split ratio 90%:10% terdapat 1273 data benar terklasifikasi positif, 24 data salah terklasifikasi positif, 458 data benar terklasifikasi negatif, dan 973 data salah terklasifikasi negatif. Split ratio 80%:20% terdapat 1156 data benar terklasifikasi positif, 27 data salah terklasifikasi positif, 402 data benar terklasifikasi negatif, dan 842 data salah terklasifikasi negatif dan split ratio 70%:30% terdapat 1021 data benar terklasifikasi positif, 20 data salah terklasifikasi positif, 355 data benar terklasifikasi negatif, dan 728 data salah terklasifikasi negatif. Hasil *confusion matrix* dari data *testing* dengan split ratio 90%:10%, 80%:20%, dan 70%:30% selanjutnya dilakukan analisis nilai *sensitivity*, *specificity*, *G-mean* dan AUC yang didapatkan berdasarkan persamaan 15 hingga persamaan 18 dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9 split ratio yang digunakan yaitu 90%:10% didapatkan nilai AUC sebesar 75,82%, split ratio 80%:20% didapatkan nilai AUC sebesar 75,78% dan split ratio 70%:30% didapatkan nilai AUC sebesar 76,52% yang berarti bahwa tingkat ketepatan klasifikasinya sedang. Analisis selanjutnya adalah analisis pengukuran ketepatan klasifikasi menggunakan *confusion matrix* pada data *testing* dijelaskan pada Tabel 10.

Tabel 10 menunjukkan confusion matrix data testing pada split ratio 90%:10% terdapat 156 data benar terklasifikasi positif, 2 data salah terklasifikasi positif, 52 data benar terklasifikasi negatif, dan 94 data salah terklasifikasi negatif. Split ratio 80%:20% terdapat 272 data benar terklasifikasi positif, 5 data salah terklasifikasi positif, 102 data benar terklasifikasi negatif, dan 228 data salah terklasifikasi negatif dan split ratio 70%:30% terdapat 409 data benar terklasifikasi positif, 8 data salah terklasifikasi positif, 153 data benar terklasifikasi negatif, dan 340 data salah terklasifikasi negatif. Selanjutnya dilakukan analisis nilai sensitivity, specificity, G-mean, dan AUC yang didapatkan berdasarkan persamaan 15 hingga persamaan 18 dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 11 *split ratio* yang digunakan yaitu 90%:10% didapatkan nilai *AUC* sebesar 79,34%, *split ratio* 80%:20% didapatkan nilai *AUC* sebesar 74,86% dan *split ratio* 70%:30% didapatkan nilai *AUC* sebesar 74,81% yang berarti bahwa tingkat ketepatan klasifikasinya sedang.

V. KESIMPULAN

Kesimpulan dari Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi *Buzzbreak* menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier pada Situs *Google Play Store* adalah sebagai berikut: (1) Hasil analisis klasifikasi sentimen menunjukkan bahwa *review* yang terklasifikasi ke dalam sentimen positif lebih banyak dibandingkan hasil sentimen negatif, sehingga dapat diartikan bahwa *review* pengguna *Buzzbreak* mengarah ke komentar yang positif. di mana dari *term* yang paling sering muncul pada visualisasi *wordcloud* sentimen positif adalah *term* “bagus” dan *term* yang paling sering muncul pada visualisasi *wordcloud* sentimen negatif adalah *term* “jelek”. (2) Klasifikasi sentimen menggunakan naïve bayes classifier pada data *training* dengan *split ratio* 70%:30% dengan nilai *AUC* sebesar 76,52% dan pada data *testing* *split ratio* 90%:10% di mana nilai *AUC* sebesar 79,34% dapat diartikan bahwa tingkat akurasi klasifikasinya sedang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Feldman, J. Sanger, and others, *The Text Mining Handbook: Advanced Approaches in Analyzing Unstructured Data*, 1st ed. United States of Amerika: Cambridge university press, 2007, isbn: 9780521836579.
- [2] C. Fiarni, H. Maharani, and R. Pratama, “Sentiment Analysis System for Indonesia Online Retail Shop Review Using Hierarchy Naive Bayes technique,” in *4th International Conference On Information And Communication Technology (ICoICT)*, 2016, pp. 1–6, doi: 10.1109/ICoICT.2016.7571912.
- [3] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 3rd ed. United States of Amerika: Elsevier, 2012.
- [4] A. Hamzah, “Klasifikasi Teks dengan Naive Bayes Classifier (NBC) untuk Pengelompokan Teks Berita dan Abstract Akademis,” in *Prosiding Seminar Nasional Aplikasi Sains & Teknologi (SNAST) Periode III ISSN*, 1979, p. 911X, doi: :1979-911X.
- [5] B. R. Aditya, “Penggunaan web crawler untuk menghimpun tweets dengan metode pre-processing text mining,” *J. Infotel*, vol. 7, no. 2, pp. 93–100, 2015, doi: <https://doi.org/10.20895/infotel.v7i2.35>.
- [6] A. I. Kadhim, Y.-N. Cheah, and N. H. Ahamed, “Text Document Preprocessing and Dimension Reduction Techniques for Text Document Clustering,” in *4th International Conference on Artificial Intelligence with Applications in Engineering and Technology*, 2014, pp. 69–73, doi: 10.1109/ICAJET.2014.21.
- [7] A. HP and A. Alek, *Linguistik Umum*, 1st ed. Jakarta: Penerbit Erlangga, 2013.
- [8] G. A. Buntoro, T. B. Adji, and A. E. Purnamasari, “Sentiment Analysis Twitter dengan Kombinasi Lexicon Based dan Double Propagation,” in *CITEE 2014*, 2014, pp. 39–43.
- [9] S. M. Weiss, *Text Mining: Predictive Methods for Analyzing Unstructured Information*, 1st ed. New York: Springer Science & Business Media, 2010, isbn: 0387345558.
- [10] D. Ariadi and K. Fithriasari, “Klasifikasi berita indonesia menggunakan metode naive bayesian classification dan support vector machine dengan confix stripping stemmer,” *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 4, no. 2, 2016, doi: 10.12962/j23373520.v4i2.10966.
- [11] B. Liu, *Handbook of Natural Language Processing*, 2nd ed. New York: CRC Press, 2010.
- [12] D. A. Kristiyanti, “Analisis Sentimen Review Produk Kosmetik Melalui Komparasi Feature Selection,” in *Konferensi Nasional Ilmu Pengetahuan Dan Teknologi (KNIT)*, 2015, vol. 2, no. 2, pp. 74–81, doi: 978-602-72850-0-2.
- [13] N. W. Saraswati, “Text Mining dengan Metode Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machine untuk Sentimen Analysis,” Universitas Udayana, Denpasar, 2011.
- [14] T. O’Keefe and I. Koprinska, “Feature Selection and Weighting Methods in Sentiment Analysis,” in *Proceedings of the 14th Australasian document computing symposium, Sydney*, 2009, pp. 67–74.
- [15] P. Mayadewi and E. Rosely, “Prediksi Nilai Proyek Akhir Mahasiswa Menggunakan Algoritma Klasifikasi Data Mining,” in *Seminar Nasional Sistem Informasi Indonesia*, 2015, vol. 2, no. 4.
- [16] A. Febriyanti, “Analisis Sentimen Persepsi Pengguna JNE Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier,” Universitas Islam Indonesia, 2020.
- [17] T. Kurniawan, “Implementasi Text Mining Pada Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Media Mainstream Menggunakan Naïve Bayes Classifier dan Support Vector Machine,” Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2017.
- [18] W. Wibowo, N. P. Sari, R. N. Wilantari, and S. Abdul-Rahman, “Association Rule Mining Method for The Identification of Internet Use,” in *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, vol. 1874, no. 1, p. 12009.