

Analisis Sentimen Terhadap Komentar Aplikasi Allstats BPS Dengan Klasifikasi *Naïve Bayes*

Muhammad Hasan Sidiq Kurniawan^{1*}, Husna Luthfiatun Nisa²

^{1,2} Pogram Studi Statistika Fakultas MIPA Universitas Islam Indonesia, Jl. Kaliurang Km. 14,5, Sleman, Yogyakarta, 55584, Indonesia

*Corresponding author: 156111303@uui.ac.id



P-ISSN: 2986-4178
E-ISSN: 2988-4004

Riwayat Artikel

Dikirim: 04 April 2024
Direvisi: 09 Juni 2024
Diterima: 20 Juni 2024

ABSTRAK

Peningkatan volume data dan pemanfaatannya untuk berbagai macam kebutuhan menuntut para penyedia data dan informasi memberikan data yang akurat dan informasi yang kredibel. Seiring dengan hal tersebut, kemudahan akses pada data dan informasi juga sangat dibutuhkan. Salah satu layanan yang memberikan kemudahan tersebut adalah layanan dalam bentuk digital. Badan Pusat Statistik sebagai lembaga pemerintah non kementerian yang menyediakan data dan informasi statistik Indonesia telah memberikan kemudahan bagi pengguna data dan informasi statistik untuk mengakses berbagai macam produk BPS melalui sebuah aplikasi bernama Allstats BPS. Aplikasi tersebut telah diunduh lebih dari 100 ribu pengguna, mendapat penilaian 4.3 dari 5 bintang, serta mendapat berbagai macam ulasan positif maupun negatif. Penelitian ini ditujukan untuk menganalisis sentimen komentar pada aplikasi tersebut dengan metode klasifikasi *Naïve Bayes*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat akurasi dari klasifikasi menggunakan *Naïve Baye Classifier* baik, yaitu sebesar 86.83%. Komentar aplikasi Allstat BPS lebih banyak mengandung sentimen positif, dimana kata-kata yang sering ditulis pada komentar merupakan kata apresiasi terhadap aplikasi dan data yang disediakan di aplikasi. Sementara itu, komentar dengan sentimen negatif lebih banyak mengandung kata-kata yang menunjukkan sesuatu yang tidak dapat dilakukan oleh pengguna aplikasi dalam menggunakan aplikasi.

Kata Kunci: allstats bps, komentar aplikasi, analisis sentimen, klasifikasi *Naïve Bayes*, akurasi klasifikasi

ABSTRACT

Increasing the volume of data and its utilization for various needs requires data and information providers to provide accurate and credible information. Along with this, easy access to data and information is also very much needed. One of the services that provide this convenience is services in digital form. Badan Pusat Statistik is a non-ministerial government agency that provides statistical data and information in Indonesia. BPS has made it easy for statistical data and information users to access various BPS products through an Allstats BPS application. The application has been downloaded over 100 thousand users, received a rating of 4.3 out of 5 stars, and received various positive and negative reviews. This study aims to analyze the sentiment of comments on the application using the Naïve Bayes classification method. The results showed that the classification accuracy using the Naïve Bayes Classifier was good, namely 86.83%. Comments on the Allstats BPS application contain more positive sentiments, where words often written in comments are words of appreciation for the application and the data provided in the application. Meanwhile, comments with negative sentiments contain more words indicating something that application users cannot do in running the application.

Keywords: *allstats bps, application comments, sentiment analysis, Naïve Bayes classification, classification accuracy*

1. Pendahuluan

Sejak beberapa tahun yang lalu perkembangan data dan pemanfaatannya meningkat dengan pesat. Riset yang dilakukan oleh *International Data Corp (IDC)* dengan judul “*Data Age 2025: The Evolution Data to Life Critical*” dalam berita “Kebutuhan Data Semakin Bertambah, Bervariasi, dan Cepat Mengalir” [1], memberikan hasil bahwa volume data diprediksi akan tumbuh signifikan menjadi 163 zetabytes di tahun 2025. Peningkatan volume data ini didasari oleh kebutuhan penduduk akan data untuk berbagai macam kebutuhan. Hal ini dapat menjadi tantangan bagi para penyedia data agar dapat menyediakan data yang akurat dan selalu memberikan informasi yang kredibel.

Badan Pusat Statistik (BPS) adalah lembaga pemerintah non kementerian di Indonesia yang berperan dalam menyediakan data dan informasi yang berkualitas bukan hanya di Indonesia, melainkan juga di tingkat dunia. Salah satu kegiatan BPS pusat beserta 34 BPS provinsi dan 480 BPS Kabupaten/Kota adalah Survei Kebutuhan Data (SKD). Berdasarkan hasil SKD pada tahun 2022 [2], responden yang menjadi konsumen Pelayanan Statistik Terpadu (PST) BPS cenderung memilih layanan yang menyediakan data dalam bentuk digital. Salah satu bentuk layanan digital yang diberikan oleh BPS adalah *website* BPS. Layanan tersebut dapat diakses dengan mudah dimana dan kapan saja, sehingga *website* BPS menjadi fasilitas yang memperoleh persentase tertinggi dalam hal memperoleh data, yaitu sebesar 45.49%.

Tampilan *website* BPS memudahkan penggunaannya untuk memperoleh data, berbagai macam publikasi dan infografis, berita resmi statistik, dan sebagainya. Namun, hal tersebut

sangat leluasa dilakukan apabila penggunaannya menggunakan komputer atau laptop. Oleh sebab itu, pada tahun 2017 Seksi Pengemasan Informasi Statistik, Buku, dan Referensi BPS Republik Indonesia merilis dan mengembangkan sebuah aplikasi bernama Allstats BPS. Allstats BPS merupakan sebuah aplikasi *mobile* yang menyediakan berbagai macam produk BPS mulai dari tingkat pusat, provinsi, dan kabupaten/kota. Aplikasi ini juga terhubung langsung dengan *website* BPS. Dengan aplikasi ini, konsumen produk BPS semakin mudah untuk mengakses berbagai macam produk BPS karena aplikasi ini dapat diunduh di *smartphone* melalui *Google Play Store*, atau di iPad melalui *Apple Store*.

Saat ini, Allstats BPS telah diunduh lebih dari 100 ribu pengguna dan mendapatkan *rating* 4.3 dari 5. Tentunya aplikasi ini telah mendapatkan banyak ulasan atau komentar, baik itu komentar yang positif maupun komentar yang negatif. Komentar pengguna aplikasi dapat menjadi perhatian untuk pengembangan aplikasi selanjutnya, baik dari segi sistem aplikasi maupun produk yang disajikan. Oleh karena itu, Peneliti akan melakukan analisis untuk mengetahui bagaimana sentimen komentar aplikasi ini.

Penelitian ini didukung oleh beberapa penelitian terdahulu, salah satunya yaitu Analisis Sentimen Dengan *Naïve Bayes* Terhadap Komentar Aplikasi Tokopedia [3]. Berdasarkan penelitian tersebut, dapat diketahui bahwa data komentar diperoleh dari *Google Play Store*. Kemudian, dalam mengklasifikasikan komentar-komentar pada kategori positif dan negatif menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, diperoleh hasil bahwa *accuracy performance* baik, yaitu sebesar 97.13%. Dalam penelitian lain, yaitu Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*, *Random Forest*, dan *SVM* [4], *dataset* juga diperoleh dengan *scrapping* pada laman *Google Play Store*. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi dari hasil klasifikasi *Naïve Bayes* sebesar 94.16%.

Penelitian selanjutnya yaitu Analisis Sentimen Aplikasi Dompot Digital Di Era 4.0 Pada Masa Pandemi *Covid-19* Di *Play Store* menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* [5]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi tertinggi pada aplikasi *Payfazz* (99.40%), namun aplikasi tersebut hanya memiliki 135 ulasan dengan sentimen positif. Sementara itu, aplikasi Dana memiliki tingkat akurasi sebesar 99.35% dengan 182 ulasan sentimen positif. Sehingga, aplikasi yang direkomendasikan kepada pengguna dompet digital adalah aplikasi Dana karena memiliki sentimen positif terbanyak.

Berdasarkan beberapa hal tersebut, Peneliti akan melakukan analisis sentimen pada komentar aplikasi Allstats BPS dengan menggunakan metode klasifikasi *Naïve Bayes*. Menurut D. Oktavia dan D.D.L.C. Pardede seperti yang dikutip dalam prosiding 1 [6], performa metode *Naïve Bayes* dengan tipe data uji adalah data kategori masih tetap unggul. Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi dari klasifikasi *Naïve Bayes* terhadap komentar aplikasi Allstats BPS serta mengetahui kata-kata sentimen positif dan negatif yang sering dituliskan pada komentar. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat menjadi perhatian bagi BPS agar selalu menyediakan data dan informasi statistik yang terbaru dan terbaik.

2. Metodologi Penelitian

Data yang digunakan untuk penelitian adalah data komentar aplikasi Allstats BPS dari tahun 2017 sampai tahun 2023 yang berjumlah 833 komentar. Data tersebut didapatkan dari *scrapping* pada *website Google Play Store* bagian aplikasi Allstats BPS. Terdapat dua atribut yang digunakan dalam penelitian, yaitu teks dan label. Teks adalah atribut yang berisi komentar positif maupun negatif dari para pengguna aplikasi Allstats BPS, dan digunakan sebagai *input* proses klasifikasi. Sementara itu, label adalah atribut yang berisi kategori positif dan negatif dari komentar para pengguna aplikasi Allstats BPS, juga

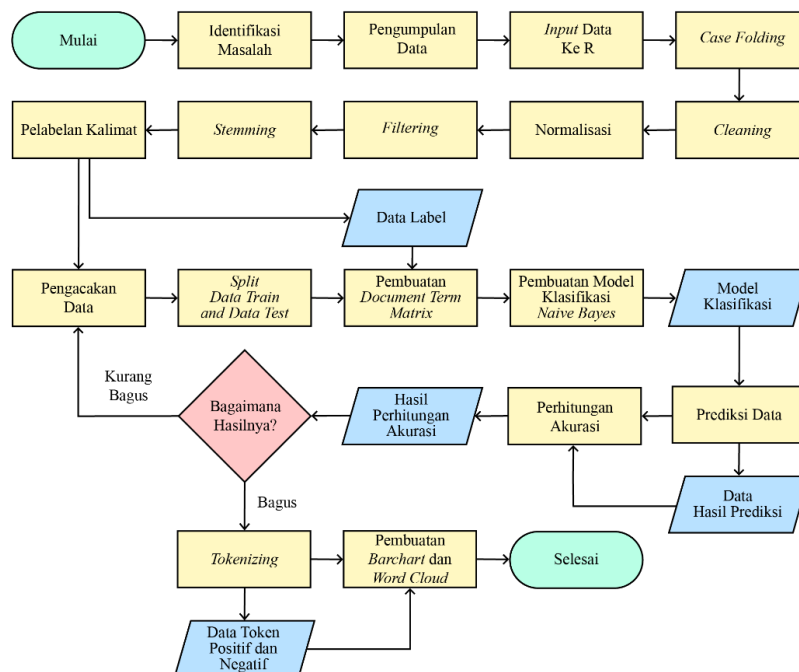
merupakan *output* dari analisis sentimen. Label untuk seluruh komentar ditentukan berdasarkan subjektif peneliti serta berdasarkan daftar kata positif dan negatif dalam Bahasa Indonesia.

Pengolahan data teks yang tidak terstruktur untuk menemukan dan mengekstraksi informasi atau pengetahuan yang menarik dan tidak trivial dinamakan *text mining* [7]. Secara umum, terdapat 3 bagian utama dari *text mining* yaitu *text preprocessing*, *feature selection*, dan *text analytic*. *Text preprocessing* merupakan tahap awal untuk membersihkan teks sebelum dilakukan pengolahan lebih lanjut. *Feature selection* merupakan proses mengubah suatu teks ke dalam bentuk angka. *Text analytic* merupakan pengolahan data teks yang telah dibersihkan dan diidentifikasi berdasarkan kata kunci masing-masing dokumen dengan algoritma analisis [8].

Text analytic dalam penelitian ini menggunakan metode analisis sentimen dengan klasifikasi *Naïve Bayes*. Analisis sentimen adalah bidang studi yang menganalisis opini, sentimen, evaluasi, penilaian, sikap, dan emosi orang terhadap entitas seperti produk, layanan, organisasi, individu, masalah, peristiwa, topik, dan sifatnya [9]. Analisis sentimen digunakan untuk melihat perbandingan antara sentimen dari seluruh teks, melihat emosi setiap teks atau polarisasi ekspresi teks, serta melihat teks mana yang paling banyak digunakan [10].

Naïve Bayes Classifier adalah metode klasifikasi yang memiliki ciri utamanya yaitu asumsi independensi dari masing-masing kondisi atau kejadian sangat kuat (naïf) [6]. *Naïve Bayes Classifier* didasarkan pada teorema Bayes. Untuk menggunakan teorema *Naïve Bayes*, diperlukan pengetahuan bahwa proses klasifikasi memerlukan sejumlah petunjuk untuk menentukan kelas apa yang cocok bagi sampel yang dianalisis [6].

Proses penelitian dimulai dari mengidentifikasi masalah hingga membuat visualisasi dari hasil analisis, yang digambarkan dalam diagram alir penelitian berikut.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Setiap langkah dalam diagram alir penelitian dijelaskan sebagai berikut.

1) Mengidentifikasi masalah

Terdapat beragam komentar baik komentar positif maupun komentar negatif yang disampaikan oleh para pengguna Allstats BPS. Klasifikasi komentar positif dan negatif yang ditampilkan dalam *Google Play Store* tidak dijelaskan metodenya, dan komentar apa saja yang lebih banyak disampaikan belum diketahui.

2) Mengumpulkan data

Data komentar para pengguna Allstats BPS didapatkan melalui *scrapping* menggunakan Data Miner. Data hasil *scrapping* mulanya terdiri dari variabel kepuasan, tanggal, komentar, dan jawaban komentar. Kemudian, Peneliti menyeleksi keempat variabel tersebut, sehingga variabel komentar saja yang digunakan.

3) Preprocessing data

- (1) *Case folding*, mengubah seluruh huruf pada data komentar menjadi huruf kecil.
- (2) *Cleaning*, menghapus tanda baca, angka, emoji, *url* atau *link*, dan spasi yang lebih dari 1.
- (3) *Normalization*, memperbaiki kata-kata yang salah sesuai dengan ejaan KBBI.
- (4) *Filtering*, menghapus kata-kata yang tidak terlalu bermakna terhadap Allstats BPS.
- (5) *Stemming*, mengubah kata-kata yang berimbuhan menjadi kata dasar. Pada tahap ini Peneliti juga merubah beberapa teks *bigram* ke dalam bentuk *unigram* dengan sinonim teks tersebut. Contohnya, kata “tidak bisa” diubah menjadi “gagal”.

4) Pelabelan kalimat

Peneliti menggunakan daftar kata positif dan negatif dalam Bahasa Indonesia yang bersumber dari (Wahid, D. H., & Azhari, S. N. (2016)) dan (Liu, Bing, Hu, Mingqing, and Cheng, Junsheng (2005)) pada laman *github* masdevi. Kemudian menambahkan kata-kata positif dan negatif berdasarkan subjektif peneliti ke daftar kata yang telah diunduh. Setelah itu, Peneliti memberi label positif dan negatif pada kalimat menggunakan program fungsi.

5) Pengacakan data

Data hasil *preprocessing* dan pelabelan di-*export* ke dalam format *.xlsx*. Kemudian, Peneliti menggunakan fungsi “RAND()” di *Excel* untuk mendapatkan angka acak sesuai dengan jumlah baris komentar. Setelah itu, data diurutkan berdasarkan angka acak yang terbesar hingga yang terkecil.

6) Pembagian data menjadi data train dan data test

Data hasil pengacakan dibagi menjadi 80% untuk *data train* dan 20% untuk *data test*. Sehingga, 80% data pertama (666 data komentar) digunakan untuk *data train* dan sisanya (167 data komentar) digunakan untuk *data test*.

7) Pembuatan document term matrix

Tahapan ini menghitung frekuensi kemunculan setiap kata dalam setiap dokumen.

8) Pembuatan model klasifikasi Naïve Bayes

Dalam klasifikasi *Naïve Bayes*, rumus teorema *Bayes* disesuaikan sebagai berikut [6].

$$P(C|F_1 \dots F_n) = \frac{P(C)P(F_1 \dots F_n|C)}{P(F_1 \dots F_n)} \quad (1)$$

Pada persamaan (3), variabel C merepresentasikan kelas, sedangkan variabel $F_1 \dots F_n$ merepresentasikan karakteristik-karakteristik petunjuk yang dibutuhkan untuk melakukan klasifikasi. Jadi, rumus tersebut dapat dijelaskan sebagai peluang masuknya sampel dengan karakteristik tertentu dalam kelas C (posterior) adalah peluang munculnya kelas C (sebelum masuknya sampel tersebut, atau disebut prior),

dikali dengan peluang kemunculan karakteristik-karakteristik sampel pada kelas C (*likelihood*), dibagi dengan peluang kemunculan karakteristik-karakteristik sampel secara global (*evidence*). Sehingga, persamaan (3) dapat juga ditulis sebagai berikut:

$$Posterior = \frac{(prior \times likelihood)}{evidence} \quad (2)$$

Nilai *evidence* untuk setiap kelas pada satu sampel akan selalu tetap. Menurut beberapa penulis yaitu (Natalius 2011), (Haggblade, Hong, & Kao, 2011), (Oktafia & Pardede, 2008) dalam Prosiding Wibawa *et al.* (2018) [6] nilai dari posterior tersebut nantinya akan dibandingkan dengan nilai-nilai posterior kelas lainnya untuk menentukan ke kelas apa suatu sampel akan diklasifikasikan.

9) Prediksi data

Setelah model klasifikasi terbentuk, selanjutnya prediksi data dilakukan dengan menggunakan *data test*.

10) Perhitungan akurasi

Akurasi hasil uji klasifikasi dilihat dengan menggunakan *confusion matrix*. Dalam hal ini, Peneliti menentukan hasil akurasi yang bagus di atas 60%. Adapun perhitungan akurasi dirumuskan sebagai berikut [11].

$$Accuracy = \frac{Jumlah\ Klasifikasi\ Benar}{Jumlah\ Klasifikasi\ Keseluruhan} \quad (3)$$

11) Tokenizing

Sebelum melakukan analisis deskriptif, data *train* dan data hasil prediksi digabungkan. Kemudian, data dibagi berdasarkan labelnya (positif atau negatif). Setelah itu, Peneliti memisahkan seluruh kata pada data komentar positif dan negatif.

12) Pembuatan bar chart

Seluruh kata pada data komentar positif dan negatif masing-masing dihitung frekuensinya, kemudian dibuat *bar chart*.

13) Pembuatan word cloud.

Selain *bar chart*, Peneliti juga membuat *word cloud* untuk masing-masing data komentar positif dan negatif untuk melihat kata yang paling sering muncul.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Analisis Klasifikasi Sentimen Komentar Aplikasi Allstats BPS

3.1.1. Preprocessing Data

Data komentar berupa data teks yang tidak terstruktur. Dalam data tersebut, masih banyak kata-kata yang penulisannya belum sesuai dengan KBBI, berbagai macam tanda baca, dan emoji, serta angka. Oleh karena itu, tahap *preprocessing data* dilakukan menggunakan *software R* untuk membuat data menjadi terstruktur dan siap untuk dianalisis sentimen dengan klasifikasi *Naïve Bayes*. Tahapan dalam *preprocessing data* di antaranya adalah *case folding*, *cleaning*, *normalization*, *filtering*, dan *stemming*.

(1) Case Folding

Case folding merupakan tahap untuk mengubah seluruh huruf pada data komentar menjadi huruf kecil. Contoh *case folding* ditunjukkan pada **Tabel 1**, dimana kalimat yang digunakan berasal dari 2 kalimat pada komentar aplikasi Allstats BPS.

Tabel 1 Proses *Case Folding*

No.	Data Asli	Data Hasil <i>Case Folding</i>
1.	APS yang baik dengan data/informasi yang berguna tentang Indonesia.	aps yang baik dengan data/informasi yang berguna tentang indonesia.
2.	Data banyak yang kosong dan sering gagal	data banyak yang kosong dan sering gagal

Berdasarkan **Tabel 1**, dapat diketahui bahwa masih terdapat huruf kapital dalam kalimat pada data asli. Melalui proses *case folding*, seluruh kata pada setiap kalimat diubah ke dalam bentuk *lowercase* atau penulisannya menggunakan huruf kecil semua.

(2) *Cleaning*

Cleaning merupakan tahap untuk menghapus tanda baca, angka, emoji, *url* atau *link*, dan spasi pada kalimat yang lebih dari 1. Contoh *cleaning* ditunjukkan pada **Tabel 2**, dimana kalimat yang digunakan berasal dari 2 kalimat pada komentar aplikasi Allstats BPS.

Tabel 2 Proses *Cleaning*

No.	Data Asli	Data Hasil <i>Cleaning</i>
1.	data se indonesia dalam genggamannya sangat membantu 🙏	data se indonesia dalam genggamannya sangat membantu
2.	aplikasi yang bagus, bintang 1 biar kita tidak merasa puas dan selalu melakukan pengembangan...	aplikasi yang bagus bintang 1 biar kita tidak merasa puas dan selalu melakukan pengembangan

Berdasarkan **Tabel 2**, dapat diketahui bahwa terdapat beberapa tanda baca, angka, dan emoji dalam kalimat pada data asli. Selain itu terdapat 2 spasi sebelum kata “sangat” pada kalimat pertama. Melalui proses *cleaning*, seluruh tanda baca, angka, emoji, dan spasi yang lebih dari 1 dihapus.

(3) *Normalization*

Normalization adalah tahap untuk memperbaiki kata-kata yang salah sesuai dengan ejaan KBBI. Pada tahap ini digunakan daftar kata salah dan benar yang dibuat oleh Peneliti. Contoh *normalization* ditunjukkan pada **Tabel 3**, dimana kalimat yang digunakan berasal dari 2 kalimat pada komentar aplikasi Allstats BPS.

Tabel 3 Proses *Normalization*

No.	Data Asli	Data Hasil <i>Normalization</i>
1.	aps yang baik dengan data informasi yang berguna tentang indonesia	aplikasi yang baik dengan data informasi yang berguna tentang indonesia
2.	aplikasinya bagus min tapi tiap registrasi kok ga bisa di klik ya registrasi akunya padahal udah isi data lengkap	aplikasinya bagus admin tapi tiap registrasi kenapa tidak bisa di klik ya registrasi akunya padahal sudah isi data lengkap

Berdasarkan **Tabel 3**, dapat diketahui bahwa terdapat beberapa kata yang penulisannya belum sesuai dengan KBBI. Melalui proses normalisasi, seluruh kata pada seluruh kalimat diubah sesuai dengan kata baku pada KBBI.

(4) *Filtering*

Filtering adalah tahap untuk menghapus kata-kata yang tidak terlalu bermakna, dalam hal ini kata-kata yang dihapus berkaitan dengan penilaian aplikasi Allstats BPS. Proses ini dilakukan dengan menggunakan *stopword* Bahasa Indonesia yang dibuat oleh

Peneliti. Contoh *filtering* ditunjukkan pada **Tabel 4**, dimana kalimat yang digunakan berasal dari 2 kalimat pada komentar aplikasi Allstats BPS.

Tabel 4 Proses *Filtering*

No.	Data Asli	Data Hasil <i>Filtering</i>
1.	sangat bagus dan pembaruan tentang data statistik indonesia jika bisa kerjasama dengan bi dan kemenkeu untuk membuat dasbor indikator indonesia, akan lebih bagus lagi	bagus pembaruan data statistik indonesia lebih bagus
2.	masih kesulitan dalam mengunduh publikasi dan brs semoga pembaharuan berikutnya lebih baik	kesulitan mengunduh publikasi brs semoga pembaharuan lebih baik

Berdasarkan **Tabel 4**, dapat diketahui bahwa terdapat berbagai macam kata yang tidak memberikan makna terhadap penilaian aplikasi Allstats BPS, seperti yang ditunjukkan oleh *highlight* berwarna kuning. Melalui proses *filtering*, kata-kata tersebut dihapus sehingga kalimat yang tersisa adalah kalimat yang mengandung kata-kata bermakna terhadap penilaian aplikasi Allstats BPS saja.

(5) *Stemming*

Stemming adalah tahap terakhir dalam *preprocessing data*. Tahap ini mengubah kata-kata yang berimbuhan menjadi kata dasar. Proses ini dilakukan dengan menggunakan *library* “katadasar” pada program *R*. *Library* tersebut menyimpan banyak kata dasar dalam Bahasa Indonesia. Contoh *stemming* ditunjukkan pada **Tabel 5**, dimana kalimat yang digunakan berasal dari 2 kalimat pada komentar aplikasi Allstats BPS.

Tabel 5 Proses *Stemming*

No.	Data Asli	Data Hasil <i>Stemming</i>
1	membantu mendapatkan data terbaru	bantu dapat data baru
2	bermanfaat inovatif terima kasih aplikasinya	manfaat inovatif terima kasih aplikasi

Berdasarkan **Tabel 5**, dapat diketahui bahwa terdapat kata-kata berimbuhan dalam kalimat pada data asli. Melalui proses *stemming*, seluruh kata yang masih berimbuhan diubah ke dalam bentuk kata dasarnya.

3.1.2. Pelabelan Kelas Sentimen pada Komentar Aplikasi Allstats BPS

Pelabelan komentar aplikasi Allstats BPS dilakukan dengan menggunakan program fungsi *R*. Label yang diberikan pada komentar-komentar tersebut hanya label positif dan negatif. Penentuan setiap kalimat mendapatkan label positif atau negatif dilakukan dengan cara melihat hasil perhitungan jumlah kata yang positif dan negatifnya. Jadi, apabila suatu kalimat memiliki jumlah kata positif lebih banyak daripada jumlah kata negatif, maka kalimat tersebut diklasifikasikan ke dalam kalimat positif. Sebaliknya, apabila suatu kalimat memiliki jumlah kata negatif lebih banyak daripada jumlah kata positif, maka kalimat tersebut diklasifikasikan ke dalam kalimat negatif. Berikut ini contoh penentuannya.

Tabel 6 Proses Pelabelan Kalimat

Kalimat	Jumlah	Jumlah	Klasifikasi
	Kata Positif	Kata Negatif	
unduh gagal tidak dapat unduh tolong bantu	3	4	negatif
cukup bagus bantu lihat data perlu	4	0	positif

Setelah dilakukan perhitungan, diperoleh hasil perbandingan jumlah komentar pada kelas positif dan negatif yang dapat dilihat pada **Tabel 7**.

Tabel 7 Perbandingan Jumlah Komentar Positif dan Negatif

Sentimen Sementara	Jumlah Komentar
Positif	686
Negatif	147
Total	833

3.1.3. Pembuatan Data Train dan Data Test

Data train merupakan data yang akan digunakan dalam melatih kinerja *machine learning*. Penentuan *data train* juga berkaitan dengan tingkat akurasi yang akan dihasilkan oleh *machine learning*. Sementara itu, *data test* merupakan data yang akan digunakan dalam pengujian tingkat akurasi dari model yang telah dibuat menggunakan *data train*.

Pada penelitian ini, peneliti menggunakan proporsi 80% untuk *data train* dan 20% untuk *data test*. Jumlah *data train* dan *data test* dihitung sebagai berikut.

$$Data\ Train = 80\% \times 833 = 666.4 \approx 666$$

$$Data\ Test = 20\% \times 833 = 166.6 \approx 167$$

Setelah itu, Peneliti melakukan pengacakan baris di *Excel*. Tujuan dari pengacakan ini agar setiap komentar memiliki kesempatan yang sama untuk terpilih sebagai sampel dalam *data train* ataupun *data test*. Pengacakan dimulai dengan membangkitkan angka random sebanyak 833 (sesuai jumlah komentar) menggunakan fungsi “RAND()”. Kemudian, data komentar yang telah diberi label diurutkan berdasarkan angka random yang terbesar hingga terkecil. Setelah itu, Peneliti mengambil 666 data pertama sebagai *data train*, dan 167 data lainnya sebagai *data test*. **Tabel 8** menunjukkan rincian untuk *data train* dan *data test* pada setiap kelas sentimen.

Tabel 8 Rincian Jumlah Data Train dan Data Test

Sentimen	Train	Test	Total
Positif	541	145	686
Negatif	125	22	147
Total	666	167	833

Berdasarkan **Tabel 8**, diketahui bahwa jumlah data komentar positif yang termasuk ke dalam *data train* adalah 541, sedangkan 145 lainnya termasuk ke dalam *data test*. Sementara itu, jumlah data komentar negatif yang termasuk ke dalam *data train* adalah 125, sedangkan 22 lainnya termasuk ke dalam *data test*. Pembagian data tersebut sudah sesuai dengan perhitungan yang telah dilakukan sebelumnya, yaitu total *data train* sebanyak 666, sedangkan total *data test* sebanyak 167.

3.1.4. Matriks Kata Data Akhir

Proses yang harus dilakukan sebelum melakukan klasifikasi adalah pembuatan matriks kata data akhir. Tujuannya yaitu untuk melihat frekuensi penggunaan kata dalam suatu dokumen dan mengubah kata dari bentuk teks menjadi bentuk angka sesuai pembobotannya, sehingga data komentar dapat diklasifikasikan sesuai dengan kategori pada masing-masing data. Kata-kata yang akan masuk ke dalam matriks adalah yang memiliki frekuensi minimal 1. Dengan kata lain, seluruh kata pada data komentar akan masuk ke dalam matriks.

Matriks kata data yang terbentuk ada 2, yaitu matriks kata *data train* dan matriks kata *data test*. Dimensi untuk matriks kata *data train* adalah 666 x 588 atau 666 baris dan 588 kolom. Baris pada matriks direpresentasikan sebagai dokumen komentar atau setiap kalimat komentar, sedangkan kolom direpresentasikan sebagai kata-kata yang muncul di

dalam dokumen. **Tabel 9** menunjukkan potongan matriks kata *data train* yang telah dibentuk menggunakan sebuah fungsi dari *library* di *software R*.

Tabel 9 Potongan Matriks Kata yang Terbentuk

Klasifikasi	bisa	kurang	sederhana	punya	rusak	manfaat	bagus
Positif	1	0	0	0	0	0	0
Negatif	0	2	1	0	0	0	0
Positif	0	0	0	1	0	0	0
Negatif	0	0	0	0	1	0	0
Positif	0	0	0	0	0	1	0

Tabel 9 menunjukkan 5 dari 666 baris dan 7 dari 588 kolom yang telah terbentuk. Tabel tersebut merupakan bahan yang akan digunakan dalam klasifikasi *Naïve Bayes*. Kolom Klasifikasi berisi kategori positif dan negatif untuk setiap data komentar, sedangkan kolom lainnya merupakan kata-kata yang muncul pada seluruh dokumen komentar. Angka-angka pada matriks tersebut menjelaskan frekuensi munculnya kata pada setiap baris dokumen. Misalnya, pada dokumen pertama terdapat angka 1 pada kolom “bisa”, artinya dokumen pertama mengandung kata “bisa” sebanyak 1, sedangkan kata-kata lainnya tidak terkandung dalam dokumen pertama yang ditunjukkan dengan angka 0.

3.1.5. Klasifikasi *Naïve Bayes*

Setelah melalui beberapa proses pengolahan data, selanjutnya *data train* dianalisis dengan metode klasifikasi *Naïve Bayes*. Metode klasifikasi ini menerapkan teori peluang, dimana nilai peluang digunakan untuk menentukan hasil klasifikasinya. Berdasarkan total *data train* yaitu sebanyak 666, dimana 541 di antaranya adalah data komentar positif dan 125 lainnya adalah data komentar negatif, diperoleh komponen utama hasil analisis *Naïve Bayes*. Komponen utama tersebut adalah nilai *prior probability*.

```

Y
negatif positif
  125    541
-----
A-priori probabilities:
Y
negatif  positif
0.1876877 0.8123123

```

Gambar 2. *Prior Probability Data Train*

Nilai *prior probability* pada **Gambar 2** merupakan nilai peluang munculnya sentimen positif dan negatif dalam *data train*. Nilai ini juga digunakan sebagai salah satu penentu hasil klasifikasi setiap data komentar. Jadi, pada *data train* peluang munculnya sentimen positif sebesar 0.8123 atau 81.23%, sedangkan peluang munculnya sentimen negatif sebesar 0.1877 atau 18.77%. Nilai tersebut diperoleh dari hasil bagi jumlah setiap sentimen dengan jumlah *data train*. Apabila dituliskan dalam bentuk persamaan, perhitungan nilai *prior probability* adalah sebagai berikut.

$$Prior\ Probability\ Sentimen\ Positif = \frac{n\ (positif)}{n\ (data\ train)} = \frac{541}{666} = 0.8123 = 81.23\%$$

$$Prior\ Probability\ Sentimen\ Negatif = \frac{n\ (negatif)}{n\ (data\ train)} = \frac{125}{666} = 0.1877 = 18.77\%$$

Setelah model terbentuk, dilakukan evaluasi terhadap model dengan cara memprediksi sentimen untuk *data test* menggunakan model tersebut. Hasil prediksi ditampilkan dalam *confussion matrix* pada **Tabel 10**.

Tabel 10 Confussion Matrix Naïve Bayes Classifier Data Test

Prediksi	Aktual		Total
	Positif	Negatif	
Positif	145	22	167
Negatif	0	0	0
Total	145	22	167

Berdasarkan **Tabel 10** dapat diketahui bahwa 145 data komentar positif diklasifikasikan ke dalam sentimen positif, dan 22 data komentar negatif diklasifikasikan ke dalam komentar positif. Tidak ada data komentar positif yang diklasifikasikan ke dalam komentar negatif, dan tidak ada data komentar negatif yang diklasifikasikan ke dalam sentimen negatif. Sehingga, total 167 *data test* diklasifikasikan ke dalam sentimen positif dan tidak ada yang diklasifikasikan ke dalam sentimen negatif (0 prediksi negatif).

Kemungkinan terjadinya *missclassification* adalah terdapat kata-kata dalam komentar positif pada *data train* yang juga termasuk ke dalam data komentar negatif pada *data test*. Selain itu, kemungkinan lainnya adalah perbedaan jumlah data komentar negatif dan positif yang cukup jauh, sehingga model sentimen negatif pada *data train* tidak memiliki cukup informasi untuk mengenali pola dari komentar negatif secara efektif.

Berdasarkan hasil prediksi tersebut, dapat dihitung tingkat akurasi dan tingkat kesalahan dari model klasifikasi yang telah terbentuk. Tingkat akurasi dihitung dengan jumlah prediksi yang benar dibagi dengan jumlah seluruh data yang diprediksi, sedangkan tingkat kesalahan dihitung dengan jumlah prediksi yang salah dibagi dengan jumlah seluruh data yang diprediksi. berikut adalah perhitungannya.

$$Akurasi = \frac{\sum(\text{prediksi benar})}{\sum(\text{seluruh prediksi})} = \frac{145 + 0}{167} = 0.8683 = 86.83\%$$

$$Kesalahan = \frac{\sum(\text{prediksi salah})}{\sum(\text{seluruh prediksi})} = \frac{22 + 0}{167} = 0.1317 = 13.17\%$$

Jadi, akurasi dari model yang telah terbentuk dapat dikatakan tinggi karena tingkat akurasinya sebesar 86.83%, sedangkan tingkat kesalahannya rendah yaitu sebesar 13.17%. Contoh sentimen negatif yang diprediksi ke dalam sentimen positif adalah kalimat “aplikasi tidak jelas”. Hal ini terjadi karena kata “aplikasi” banyak disampaikan dalam komentar positif pada *data train* yang terbaca oleh model *machine learning*.

3.2 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif yang dilakukan ditujukan untuk melihat gambaran frekuensi kata yang sering muncul dalam sentimen positif dan sentimen negatif. Alat yang digunakan untuk memvisualisasikan kata-kata yang sering muncul pada setiap sentimen adalah *bar chart* dan *word cloud*. *Bar chart* berisi 20 kata yang sering muncul pada setiap sentimen, sedangkan *word cloud* menggambarkan seluruh kata yang sering dibicarakan oleh komentator aplikasi Allstats BPS. Namun, Peneliti membatasi jumlah kata yang ditampilkan dalam *word cloud*, yaitu hanya kata-kata yang paling berkaitan dengan aplikasi Allstats BPS saja.

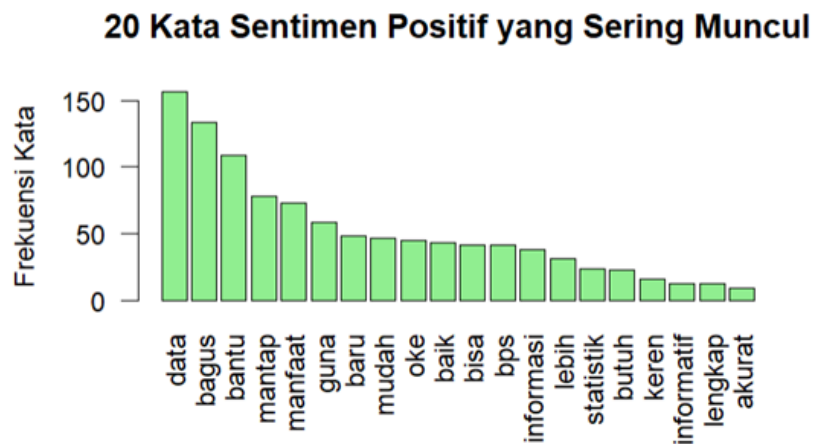
Sebelum divisualisasikan ke dalam bentuk *bar chart* dan *word cloud*, *data train* dan data hasil prediksi digabungkan kemudian dilakukan *tokenizing*. Tujuan dari proses ini adalah memisahkan seluruh kata dalam seluruh kalimat. Setelah itu, data dipisahkan berdasarkan sentimennya, kemudian setiap kata dari seluruh kalimat dihitung frekuensinya, baru kemudian divisualisasikan. **Tabel 11** menunjukkan contoh proses *tokenizing* dari salah satu kalimat komentar aplikasi Allstats BPS.

Tabel 11 Proses *Tokenizing*

Data Asli	Data Hasil <i>Tokenizing</i>
sulit unduh publikasi brs semoga pembaharuan lebih baik	“sulit”, “unduh”, “publikasi”, “brs”, “semoga”, “pembaharuan”, “lebih”, “baik”

3.2.1. Sentimen Positif

Berikut ini adalah *bar chart* yang menunjukkan 20 kata dari komentar yang diklasifikasikan positif, dimana kata-kata tersebut sering dibicarakan oleh komentator aplikasi Allstats BPS.



Gambar 3. *Bar Chart* Sentimen Positif

Berdasarkan **Gambar 3.**, dapat diketahui bahwa kata-kata yang sering muncul pada komentar dengan sentimen positif adalah “data”, “bagus”, “bantu”, “mantap”, “manfaat”, “guna”, “mudah”, dan seterusnya. Namun, kata yang paling dominan adalah kata “data”. Hal tersebut dapat diartikan bahwa komentar positif terhadap aplikasi berkaitan dengan data.

Selain itu, banyak kata yang menunjukkan apresiasi terhadap aplikasinya seperti kata “bagus”, “bantu”, “mantap”, “manfaat”, “guna”, “mudah”, “oke”, “baik”, “keren”, dan sebagainya. Salah satu komentar yang mengandung beberapa kata tersebut adalah “keren aplikasinya mudah digunakan datanya lengkap”.

Seluruh kata dalam sentimen positif apabila divisualisasikan dalam bentuk *word cloud* tampak seperti pada **Gambar 4.**



Gambar 4. *Word Cloud* Sentimen Positif

Jadi, kedua visualisasi tersebut menunjukkan bahwa banyak penilaian terhadap aplikasi Allstats BPS yang menyatakan sudah bagus dan baik, membantu dalam berbagai kebutuhan

pengunduhan data dan informasi, proses pendaftaran dan masuk aplikasi, menu-menu yang disediakan dalam aplikasi, harapan dan permintaan tolong dari pengguna aplikasi yang menunjukkan bahwa ada hal yang tidak bisa dilakukan oleh penggunanya, dan sebagainya. Salah satu komentar yang mengandung beberapa kata tersebut adalah “Minta data ke bps disuruh ambil via *website*, buka *website* bikin akun data tidak bisa diambil. Dicoba lewat aplikasi karena ulasan bagus tapi hasil sama saja tidak bisa unduh data statistiknya”.

4. Kesimpulan

Hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa tingkat akurasi dari klasifikasi *Naïve Bayes* untuk komentar aplikasi Allstats BPS sudah baik, yaitu sebesar 86.83%. Komentar terhadap aplikasi Allstats BPS lebih banyak mengandung sentimen positif dibandingkan dengan sentimen negatifnya. Komentar positif yang diberikan banyak berupa kata apresiasi dan banyak membicarakan tentang data. Sementara itu, komentar negatif yang diberikan banyak berupa sesuatu yang tidak bisa dilakukan oleh pengguna aplikasi dalam menggunakan aplikasi. BPS dapat terus meningkatkan performanya dalam menyediakan data dan informasi statistik, sedangkan pengembang aplikasi dapat terus memperbaiki sistem aplikasi yang tidak bisa digunakan oleh beberapa penggunanya.

Beberapa saran yang dapat Peneliti sampaikan berdasarkan hasil analisis adalah penelitian selanjutnya terkait analisis sentimen dengan klasifikasi *Naïve Bayes* dapat menggunakan klasifikasi teks *bigram* dan jumlah data yang lebih banyak daripada jumlah data pada penelitian ini untuk meningkatkan akurasi hasil analisis. Selain itu, pengembang aplikasi Allstats BPS dapat memberikan panduan penggunaan aplikasi yang berisi contoh permasalahan dalam menggunakan aplikasi, penyebab dan cara mengatasi permasalahannya. Hal ini ditujukan agar tidak banyak pengguna aplikasi tersebut yang mengalami permasalahan sehingga memberikan komentar negatif terhadap aplikasi tersebut.

5. Daftar Pustaka

- [1] UGM, “Kebutuhan Data Semakin Bertambah, Bervariasi, dan Cepat Mengalir,” 2018. <https://mipa.ugm.ac.id/2018/09/25/kebutuhan-data-semakin-bertambah-bervariasi-dan-cepat-mengalir/>
- [2] T. M. M. Rachmaningsih, *Analisis Hasil Survei Kepuasan Data BPS 2022*. Jakarta: Badan Pusat Statistik, 2022. [Online]. Available: bps.go.id
- [3] R. Apriani and D. Gustian, “Analisis Sentimen dengan Naïve Bayes Terhadap Komentar Aplikasi Tokopedia,” *J. Rekayasa Teknol. Nusa Putra*, vol. 6, no. 1, pp. 54–62, 2019, [Online]. Available: <https://rekayasa.nusaputra.ac.id/article/view/86>
- [4] E. Fitri, Y. Yuliani, S. Rosyida, and W. Gata, “Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Naïve Bayes, Random Forest Dan Support Vector Machine,” *J. Transform.*, vol. 18, no. 1, p. 71, 2020, doi: 10.26623/transformatika.v18i1.2317.
- [5] E. S. Basryah, A. Erfina, and C. Warman, “Analisis Sentimen Aplikasi Dompot Digital Di Era 4.0 Pada Masa Pandemi Covid-19 Di Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier,” *SISMATIK (Seminar Nas. Sist. Inf. dan Manaj. Inform. Univ.)*, vol. 1, no. 1, pp. 189–196, 2021.
- [6] A. P. Wibawa, M. G. A. Purnama, M. F. Akbar, and F. A. Dwiyanto, “Metode-metode Klasifikasi,” *Pros. Semin. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 1, p. 134, 2018.

- [7] A. Kao and S. R. Poteet, *Natural Language Processing and Text Mining*. London: Springer Science+Business Media, LLC, 2007.
- [8] F. A. Nugraha, N. H. Harani, and R. Habibi, *Analisis Sentimen Terhadap Pembatasan Sosial Menggunakan Deep Learning*. Bandung: Kreatif Industri Nusantara, 2020.
- [9] B. Liu, "Sentiment Analysis and Opinion Mining," 2012. <https://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/SentimentAnalysis-and-OpinionMining.pdf> (accessed Apr. 20, 2023).
- [10] J. A. Nursiyono, *Machine Learning dengan R TEori & Praktikum*, 1st ed. Malang: Media Nusa Creative, 2023.
- [11] A. P. Wijaya and H. A. Santoso, "Naive Bayes Classification pada Klasifikasi Dokumen Untuk Identifikasi Konten E-Government," *J. Appl. Intell. Syst.*, vol. 1, no. 1, pp. 48–55, 2016.