



Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi BPOM Mobile Pada Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes

Reza Al Ayyubi, Erizal*

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

Jl. Tanah Merdeka, No 20, RT.11/RW.2, Rambutan, Kec. Ciracas, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, 18830, Indonesia

Email: ¹rezagayo74@gmail.com, ^{2,*}erizal@uhamka.ac.id

Email Penulis Korespondensi: erizal@uhamka.ac.id

Submitted: 08/03/2025; Accepted: 02/04/2025; Published: 06/04/2025

Abstrak—Inovasi dalam pengawasan obat dan makanan hanyalah satu dari sekian banyak sektor layanan publik yang didorong oleh meroketnya penggunaan aplikasi seluler, yang pada gilirannya didorong oleh permintaan masyarakat akan solusi yang cepat dan efisien serta meluasnya penggunaan telepon pintar. Mengingat kebutuhan ini, Badan Pengawas Obat dan Makanan Republik Indonesia (BPOM) telah merilis aplikasi BPOM Mobile untuk memfasilitasi partisipasi masyarakat dalam pengawasan produk makanan dan obat yang beredar dan untuk membuat informasi lebih mudah diakses. Informasi produk yang terdaftar, berita terkini, dan kemampuan untuk mengajukan keluhan adalah semua tujuan penggunaan aplikasi ini. Penelitian ini melihat nada ulasan BPOM Mobile dan menemukan bahwa sebagian besar orang tidak puas dengan aplikasi tersebut, yang menunjukkan bahwa aplikasi tersebut tidak memenuhi harapan mereka. Penelitian ini menggunakan metode Naive Bayes bersama dengan teknik SMOTE Upsampling untuk menilai sentimen. Akurasi, presisi, dan recall untuk klasifikasi masing-masing adalah 83,98%, 77,18%, dan 96,49%. Hasilnya menunjukkan bahwa model Naive Bayes dengan SMOTE mampu menganalisis sentimen ulasan pengguna BPOM Mobile dengan baik, dan juga menyoroti fakta bahwa pemerintah perlu meningkatkan layanan aplikasinya. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam beberapa aspek. Pertama, penelitian ini menghadirkan analisis berbasis machine learning untuk menilai kepuasan pengguna terhadap aplikasi layanan publik. Kedua, hasil penelitian ini dapat menjadi masukan bagi BPOM untuk meningkatkan fungsionalitas dan pengalaman pengguna dalam menggunakan aplikasi BPOM Mobile.

Kata Kunci: Naive Bayes; BPOM Mobile; Play Store; Aplikasi; Ulasan

Abstract—Innovation in drug and food supervision is just one of many public service sectors boosted by the meteoric rise of Mobile applications, which is in turn driven by the public's demand for quick and efficient solutions and the pervasiveness of smartphones. In light of this need, the Republic of Indonesia's Food and Drug Supervisory Agency (BPOM) has released the BPOM Mobile app to facilitate public participation in the monitoring of food and drug products in circulation and to make information more easily accessible. Registered product information, breaking news, and the ability to submit complaints are all intended uses for this app. This research looked at the tone of BPOM Mobile reviews and discovered that most people were unhappy with the app, suggesting that it fell short of their expectations. This study utilized the Naive Bayes method in conjunction with the SMOTE Upsampling technique to assess sentiment. The accuracy, precision, and recall for the classification were 83.98%, 77.18%, and 96.49%, respectively. The results show that the Naive Bayes model with SMOTE does a good job of analyzing the sentiment of BPOM Mobile user reviews, and it also highlights the fact that the government needs to improve its application services. This study contributes in several aspects. First, this study presents a machine learning-based analysis to assess user satisfaction with public service applications. Second, the results of this study can be input for BPOM to improve the functionality and user experience in using the BPOM Mobile application.

Keywords: Naive Bayes; BPOM Mobile; Play Store; Application; Review

1. PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, penggunaan aplikasi telah meroket. Permintaan masyarakat akan solusi yang cepat dan efektif, ditambah dengan meluasnya penggunaan ponsel pintar, mendorong tren ini. Baik pengembang aplikasi maupun pengguna aplikasi telah menghadapi peluang dan tantangan baru sebagai akibat dari fenomena ini. Aplikasi pemerintah telah mengikuti inovasi dalam teknologi informasi dan komunikasi. Dalam beberapa tahun terakhir, aplikasi telah berevolusi dari sekadar informasi menjadi penuh dengan fitur-fitur canggih seperti chatbot untuk layanan pelanggan, sistem pelacakan untuk mengawasi kemajuan aplikasi, dan integrasi dengan sistem pembayaran daring. Dedikasi pemerintah untuk terus meningkatkan kualitas layanan publik tercermin dalam evolusi aplikasi ini. Kondisi kesehatan masyarakat saat ini membuat akses informasi yang tepat waktu dan akurat menjadi semakin penting, khususnya di bidang pengawasan obat dan makanan [1]. Badan Pengawas Obat dan Makanan Republik Indonesia (BPOM) telah menanggapi permintaan ini dengan merilis BPOM Mobile, sebuah aplikasi seluler mutakhir. Salah satu tujuan dari aplikasi ini adalah untuk memfasilitasi komunikasi antara BPOM dan masyarakat umum sehingga setiap orang dapat mengikuti berita terbaru tentang obat dan keamanan pangan di Indonesia. Tujuan lainnya adalah untuk memberikan masyarakat lokal alat yang mereka butuhkan untuk menjadi peserta aktif dalam upaya ini.

Dengan semakin meningkatnya kompleksitas pengawasan obat dan makanan muncullah solusi modern: BPOM Mobile. Aplikasi ini menggunakan teknologi seluler, yang tersedia untuk hampir semua orang, untuk menyediakan sejumlah fitur edukatif dan menarik dengan tujuan meningkatkan kesadaran masyarakat tentang

pentingnya keamanan makanan dan obat. Sebagai alat digital yang inovatif, BPOM Mobile menyederhanakan proses di mana masyarakat umum dapat mengakses data yang berkaitan dengan barang-barang makanan, kosmetik, dan suplemen kesehatan yang terdaftar di BPOM dan didistribusikan secara resmi. Dengan aplikasi ini, konsumen dapat memverifikasi keabsahan barang, membaca berita tentang keamanan obat dan makanan, dan melaporkan produk yang meragukan dengan mudah. Dengan aplikasi ini, BPOM berharap dapat menyebarluaskan informasi yang dapat dipercaya kepada publik dan membuat layanan pemerintah lebih efisien dan transparan [2].

Penggunaan aplikasi seluler hanyalah salah satu contoh bagaimana proliferasi perangkat seluler dan teknologi informasi telah mengubah banyak bagian dari kehidupan sehari-hari masyarakat. Aplikasi BPOM Mobile, yang dikembangkan oleh Badan Pengawas Obat dan Makanan Indonesia (BPOM), adalah contoh bagaimana teknologi ini dapat menjaga keamanan produk dan memberikan informasi kepada konsumen. Aplikasi ini menyederhanakan proses bagi konsumen untuk mendapatkan data produk dan memverifikasi keamanan dan keaslian makanan dan barang kesehatan yang mereka beli dengan fitur-fitur seperti pemindaian kode batang 2D, pencarian produk, pemberitahuan berita klarifikasi BPOM, pelaporan iklan, dan keluhan masalah produk. Di Google Play Store, aplikasi BPOM Mobile saat ini diberi peringkat 1,9 bintang dan telah diunduh lebih dari 1 juta kali. Salah satu cara terbaik bagi orang lain untuk mengetahui seberapa bagus suatu aplikasi adalah dengan membaca ulasan yang ditulis oleh pengguna sebenarnya. Ini karena ulasan mengungkapkan bagaimana pengguna sebenarnya memandang dan berinteraksi dengan aplikasi [3]. Aplikasi BPOM Mobile telah menerima 3.27 ribu ulasan hingga 15 Oktober 2024, dan peringkatnya hanya 1,9 bintang dari 5. Hal ini menunjukkan bahwa aplikasi BPOM Mobile masih jauh dari harapan masyarakat. Oleh karena itu, untuk mengetahui pendapat masyarakat tentang aplikasi ini, diperlukan analisis sentimen ulasan pengguna. Agar aplikasi BPOM Mobile terus berkembang dan memenuhi harapan masyarakat, pengembang dapat menggunakan hasil analisis ini untuk mengetahui bagian mana dari aplikasi yang secara teknis cacat dan bagaimana membuat aplikasi lebih ramah pengguna.

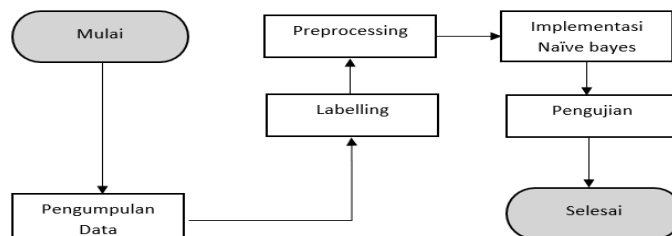
Menurut penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Rita Apriani menghasilkan Performa dari hasil pengujian yang dilakukan Rapidminer terhadap 1.500 data testing dihasilkan nilai akurasi sebesar 97,13%, yang membuktikan metode Naive Bayes dapat menganalisis sentimen secara otomatis [4]. Sendi juga menggunakan metode Naive Bayes dan mendapatkan hasil yang dapat disimpulkan bahwa tanggapan pengguna aplikasi JMO tergolong negatif dengan hasil 95% pada accuracy, 91% precision, dan recall 90% [5]. Penelitian tambahan yang dilakukan oleh A.S Rahayu yang membandingkan algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) untuk analisis sentimen ulasan Spotify, Naive Bayes mencapai tingkat akurasi 86,4%, sedangkan SVM hanya mencapai 84%. Untuk setiap kelas, hiperbidang ini yang juga dikenal sebagai "support vector" berfungsi untuk meminimalkan jarak antara titik data yang paling dekat dengannya. Di sisi lain, metode klasifikasi probabilistik yang sederhana dan efektif adalah Naive Bayes Classifier (NBC) [6].

Metode NBC mengungguli metode lainnya dalam hal klasifikasi data ulasan [7], sedangkan metode SMOTE dapat meningkatkan kinerja model dengan menyeimbangkan data. Oleh karena itu, meneliti bagaimana perasaan pengguna terhadap aplikasi merupakan tujuan utama penelitian ini. Saat menggunakan model Naive Bayes untuk klasifikasi, BPOM Mobile bekerja dengan sangat baik dengan SMOTE. Selain itu, dengan menganalisis konteks ulasan dan kata kunci menggunakan probabilitas, NBC dapat memantau sentimen pengguna. Oleh karena itu, peneliti dapat mengidentifikasi tren yang memengaruhi persepsi aplikasi BPOM Mobile.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini terdapat proses yang dilalui dalam pengolahan data, dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1.1 Pengumpulan Data

Peneliti menelusuri Play Store untuk mendapatkan informasi tentang ulasan aplikasi BPOM Mobile. Data web terstruktur dapat dikumpulkan secara otomatis menggunakan aplikasi khusus dan kode pemrograman melalui proses yang dikenal sebagai web scraping [8]. Tidak ada label, baik positif maupun negatif, yang diterapkan pada data yang diterima saat ini.

2.1.2 Labelling

Dua kategori besar positif dan negatif ditetapkan selama proses pelabelan data. Emosi positif adalah emosi yang umumnya dikaitkan dengan kebaikan, seperti kegembiraan, kepuasan, dan relaksasi. Sebaliknya, emosi negatif adalah emosi yang menimbulkan rasa sakit, seperti kemarahan atau kesedihan [9]. Data Play Store dapat divalidasi menggunakan skor ulasan, yang biasanya berkisar antara 1-2 untuk ulasan negatif dan 3-5 untuk ulasan positif, dan pelabelan dapat dilakukan secara manual atau otomatis. Karena pengguna juga dapat memberikan penilaian yang tidak akurat, itulah sebabnya peneliti memilih metode manual yang berguna untuk memvalidasi data selama pelabelan [10].

2.1.3 Preprocessing

Melewati tahap praproses data sangat penting untuk mengoptimalkan hasil analisis sentimen [11]. Lima langkah praproses adalah sebagai berikut:

- a. **Cleansing**
Proses penghapusan kata-kata yang tidak diperlukan dari suatu halaman. Ini juga dikenal sebagai fase pembersihan, dan tujuannya adalah untuk membuat dokumen yang akan diproses lebih relevan dan bersih. Menghilangkan elemen non-tekstual, seperti tanda baca dan simbol, adalah salah satu pendekatan untuk pembersihan dokumen [12].
- b. **Transform Case**
Salah satu tujuannya adalah transformasi huruf besar, suatu proses analisis teks untuk mengubah semua huruf kapital menjadi huruf kecil [13].
- c. **Tokenize**
Salah satu metode umum untuk membuat teks lebih dapat dibaca mesin adalah dengan memecahnya menjadi bagian-bagian yang lebih kecil, seperti kata atau frasa, dan kemudian "menjadikan token" teks tersebut [14].
- d. **Filter Stopword**
proses penghapusan kata-kata yang tidak diperlukan, tidak relevan, atau tidak kondusif untuk memperluas kosakata seseorang [15].
- e. **Filter Token by Length**
Selanjutnya, serangkaian akronim atau istilah dengan jumlah karakter minimum yang telah ditetapkan sebelumnya dihapus menggunakan filter token (berdasarkan panjang) [16]. Misalnya, dalam penelitian ini, peneliti menggunakan rentang 4-25 karakter.

2.1.4 Implementasi

Tahap ini merupakan tahap di mana data yang dapat diproses menjalani pemodelan klasifikasi teks. Tahap pembobotan TF-IDF akan dilakukan sebelum pemodelan data. Nilai bobot kata meningkat seiring dengan meningkatnya jumlah kemunculan kata dalam Term Frequency (TF), tetapi menurun seiring dengan meningkatnya jumlah kemunculan kata dalam Inverse Document Frequency (IDF) [17]. Selain itu, data diseimbangkan menggunakan SMOTE Upsampling. Untuk setiap siklus, 10% data digunakan untuk pelatihan dan 90% digunakan untuk pengujian.

2.1.5 Pengujian

Setelah itu, model yang sudah jadi diuji menggunakan Confusion Matrix. Confusion Matrix mengevaluasi kumpulan data dibandingkan dengan hasil klasifikasi yang mendekati ukuran kumpulan data sebenarnya. Dengan menggunakan model unit persentase (%), langkah ini menghasilkan data mengenai akurasi, presisi, dan recall.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penerapan metode Naive Bayes dalam menganalisis aplikasi BPOM Mobile yang memiliki tujuan untuk mengidentifikasi permasalahan yang ada, mengetahui penilaian dari para pengguna, dan memberikan hasil akurasi yang tinggi. Melalui metode Naive Bayes peneliti dapat menggali pemahaman mendalam tentang respon dari pengguna. Dalam proses ini, Naive Bayes diterapkan dengan baik untuk memastikan bahwa aplikasi BPOM Mobile dapat memberikan hasil dengan keakuratan yang tinggi.

3.1 Pengumpulan Data

Google Colab digunakan oleh para peneliti untuk mengumpulkan dataset ulasan aplikasi BPOM Mobile dari Play Store. Prosedur pengumpulan data untuk penelitian ini diilustrasikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Ilustrasi Pengumpulan Data

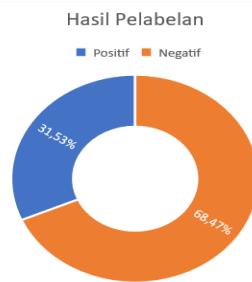
Mengumpulkan umpan balik dari Play Store merupakan langkah pertama dalam penggalian data menggunakan Google Collab. Prosedur ini akan mengeksport 1500 ulasan terbaru (TERBARU) ke berkas CSV. Informasi ini merupakan data terbaru yang diambil pada 10 November 2024. Berikut adalah data mengenai opini publik, saran dan kritik terhadap aplikasi BPOM Mobile ditampilkan pada Gambar 3.

userName	score	at	content
Aditya 79	1	17/12/2024 10:36	Aplikasi apaan ga bisa di pake begini...Penipuan atas nama BPOM nih
Tien Chia	2	17/12/2024 07:32	Loading terus2an.. gak bisa digunakan. Udah sya uninstalled
Mita Ayun	5	15/12/2024 23:48	Sangat membantu terimakasih
Hana Humaeroh22	1	15/12/2024 15:50	BPOM gimana sih, ngurus aplikasi aja gk bisaaa. Atau sengaja karna nerima
Ayani Ayani	1	15/12/2024 15:00	Aplikasi apa sih lama bangettt loadingnya
Raditya Ananda Putra	5	15/12/2024 11:17	akhirnya berfungsi guyssss
Falah Mujahid	1	14/12/2024 08:28	Cuih apk apaan nih ga guna loadingnya lama kaga masuk"

Gambar 3. Hasil Pengumpulan data

3.2 Labelling

Para peneliti memberi label pada data tinjauan secara manual dengan bantuan aplikasi Microsoft Excel. Hasil dari proses pemberian label ditunjukkan pada Gambar 4.

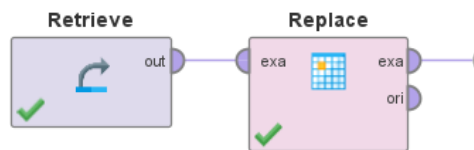


Gambar 4. Visualisasi Hasil Pelabelan

Ada total 1500 titik data yang dihasilkan setelah pelabelan, dengan 1027 titik data (atau 68,47%) masuk ke dalam kategori negatif dan 473 titik data (atau 31,53%) ke dalam kategori positif yang mewakili tingkatan tinjauan tertinggi.

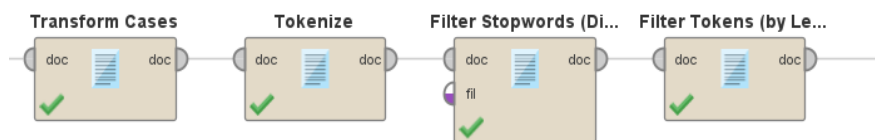
3.3 Preprocessing

Setelah itu, kami akan membersihkan dokumen dengan membuang kata-kata yang tidak relevan. Studi ini menggunakan alat Rapid Miner untuk tujuan pembersihan. Bagian tinjauan ini melibatkan penghapusan simbol-simbol yang tidak membantu analisis teks.



Gambar 5. Cleansing

Data dari tinjauan aplikasi dihubungkan ke operator yang digunakan, operator Retrieve. Operator Replace digunakan untuk mengganti nilai data tertentu dengan yang baru. Operator Replace, yang menghapus simbol, menggunakan ekspresi reguler yang unik.



Gambar 6. Proses Preprocessing

Metode praproses unik yang dimulai dengan transformasi kasus dan diakhiri dengan pemfilteran token berbasis panjang diilustrasikan pada Gambar 6. Saat menjalankan prosedur pemfilteran stopwords, peneliti merujuk ke kamus stopwords Bahasa Indonesia untuk parameternya. Kunjungi <https://www.kaggle.com/datasets/oswinrh/indonesian-stoplist> untuk mengakses kamus ini secara daring. Parameter pemfilteran panjang token: karakter minimal = 4 dan karakter maksimal = 25. Berikut adalah hasil praproses:

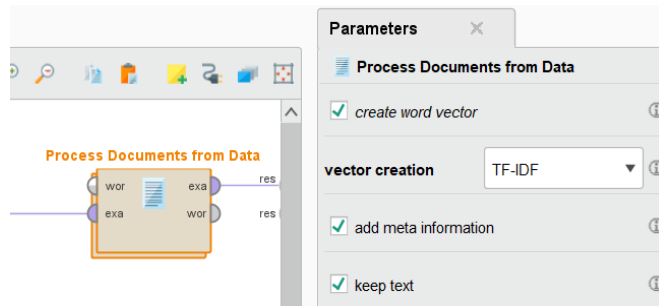
Tabel 1. Hasil Preprocessing

Tahapan Preprocessing	Hasil
Salah satu data ulasan	Aku coba scan body lotion L hasilnya "produk tidak dikenali". Smpt kaget, trs aku coba scan barcode nya pantene sariayu sampai minyak telon mybaby jg hasilnya sama. Kyaknya bukan produknya deh yg tidak dikenali, tp apk nya yg tidak mampu mengenali. Bkin org kwtr aja
Cleansing	Aku coba scan body lotion L hasilnya produk tidak dikenali Smpt kaget trs aku coba scan barcode nya pantene sariayu sampai minyak telon mybaby jg hasilnya sama Kyaknya bukan produknya deh yg tidak dikenali tp apk nya yg tidak mampu mengenali Bkin org kwtr aja
Transform Case	aku coba scan body lotion l hasilnya produk tidak dikenali smpt kaget trs aku coba scan barcode nya pantene sariayu sampai minyak telon mybaby jg hasilnya sama kyaknya bukan produknya deh yg tidak dikenali tp apk nya yg tidak mampu mengenali bkin org kwtr aja
Tokenize	aku, coba, scan, body, lotion, l, hasilnya, produk, tidak, dikenali, smpt, kaget, trs, aku, coba, scan, barcode, nya, pantene, sariayu, sampai, minyak, telon, mybaby, jg, hasilnya, sama, kyaknya, bukan, produknya, deh, yg, tidak, dikenali, tp, apk, nya, yg, tidak, mampu, mengenali, bkin, org, kwtr, aja
Filter Stopword	coba, scan, body, lotion, l, hasilnya, produk, dikenali, smpt, kaget, trs, coba, scan, barcode, nya, pantene, sariayu, minyak, telon, mybaby, jg, hasilnya, kyaknya, produknya, deh, yg, dikenali, tp, apk, nya, yg, mengenali, bkin, org, kwtr, aja
Filter Token by Length	coba, scan, body, lotion, hasilnya, produk, dikenali, smpt, kaget, coba, scan, barcode, pantene, sariayu, minyak, telon, mybaby, hasilnya, kyaknya, produknya, dikenali, mengenali, bkin, kwtr

3.4 Implementasi

3.4.1 Pembobotan TF-IDF

Pada awal proses, pembobotan TF-IDF digunakan untuk menentukan bobot kata dokumen. Pada platform Rapid Miner, peneliti menggunakan operator Process Documents from Data untuk melakukan pembobotan TF-IDF. Operator ini memasangkan beberapa tahap praproses. Gambar 7 berikut ini adalah prosedur pembobotan TF-IDF menggunakan Rapid Miner:



Gambar 7. Proses TF-IDF

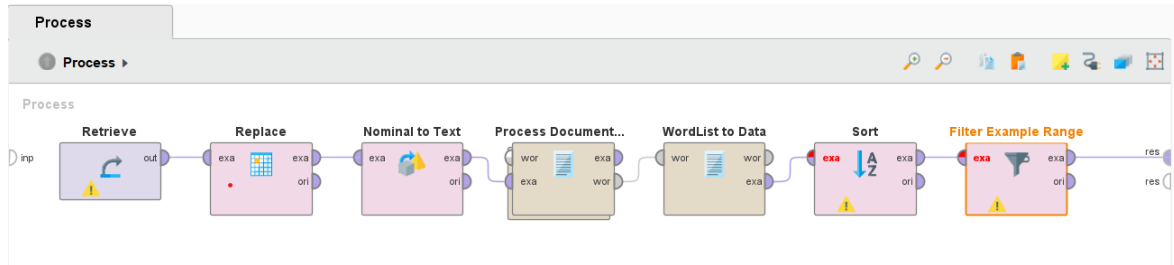
Pada Gambar 8, dapat melihat hasil proses pembobotan TF-IDF, yang memberikan nilai tertentu pada setiap kata dalam dataset.

text	abal ↑	abalgk	abalá	abis	acek	adaa	adadan
problem bpom mobile beberapakali coba gagal masuk laman utama	0	0	0	0	0	0	0
loading terussssaplikasi pake	0	0	0	0	0	0	0
aplikasi sampahh kerja bpom ngapain	0	0	0	0	0	0	0
aplikasi lemot	0	0	0	0	0	0	0
produk scan hasilnya produk dikenali laporkan aplikasi berguna uninstall	0	0	0	0	0	0	0
scan produk produk consumable terdeteksi tolong diperbaiki aplikasinya masy	0	0	0	0	0	0	0
aplikasinya aplikasi adaa data temukan ngecek terjadi sampe bolak ngeceknnya	0	0	0	0	0	0.375	0
membantu	0	0	0	0	0	0	0
aplikasi tolongebuka	0	0	0	0	0	0	0
sekelas badan negara aplikasinya padahal anggaran program aplikasi	0	0	0	0	0	0	0
coba scan body lotion hasilnya produk dikenali smpt kaget coba scan barcode	0	0	0	0	0	0	0
tolol	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 8. Hasil TF-IDF

3.4.2 Visualisasi Data

Menghubungkan operator WordList to Data dan operator Process Documents from Data merupakan langkah selanjutnya. Dengan pengaturan ini, kita dapat memeriksa kumpulan data yang telah diproses sebelumnya dan menentukan kepentingan relatif setiap kata berdasarkan nilai dan frekuensi kemunculannya.



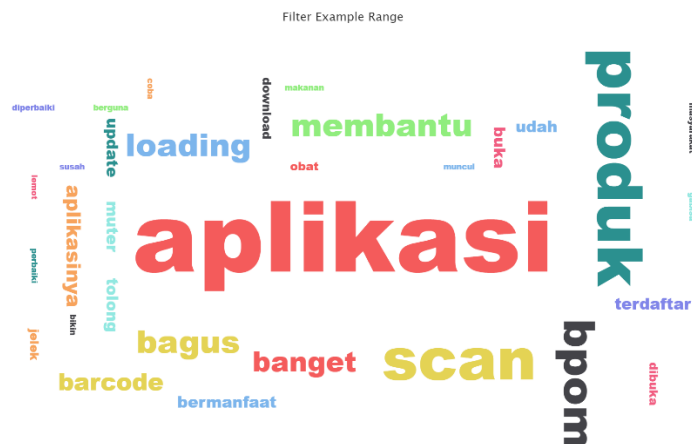
Gambar 9. Visualisasi Data dengan Wordcloud

Wordcloud merupakan alat umum untuk visualisasi data [18], seperti yang ditunjukkan pada Gambar 9. Semuanya dimulai dengan operator "Process Document from Data", yang memproses data teks yang telah diproses sebelumnya. Untuk menyiapkan daftar kata untuk analisis tambahan, operator "WordList to Data" memproses hasilnya. Akhirnya, Wordcloud representatif dihasilkan dengan mengurutkan kata-kata berdasarkan frekuensi kemunculannya, lalu memfilter data untuk hanya menampilkan kata-kata yang paling dominan. Operator "Sort" dan "Filter Example Range" digunakan untuk tujuan ini.

Tabel 2. Urutan jumlah kata

Row No.	word	In documents	total	In class (Negatif)	In class (Positif)
1	aplikasi	357	413	330	83
2	produk	216	274	181	93
3	scan	221	255	223	32
4	bpom	152	185	126	59
5	bagus	142	148	57	91
6	loading	132	145	142	3
7	membantu	133	134	20	114
8	banget	107	116	93	23
9	barcode	99	113	93	20
10	aplikasinya	91	93	70	23
11	buka	76	82	75	7
12	tolong	79	82	77	5
13	muter	68	80	80	0

Tabel 2 menunjukkan urutan jumlah kata yang muncul, yang artinya seberapa sering kata tersebut muncul atau digunakan oleh para pengguna di ulasan aplikasi BPOM Mobile.



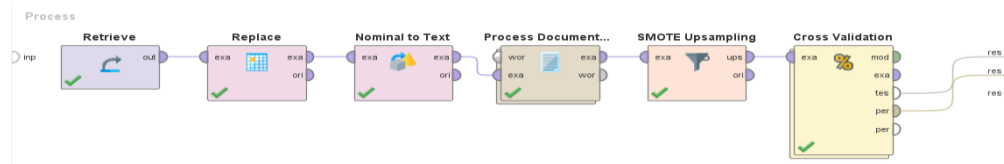
Gambar 10. Hasil Wordcloud

Data ini menunjukkan bahwa jumlah kata yang ditampilkan berhubungan langsung dengan jumlah kata dokumen. Kata-kata yang paling umum ditemukan dalam data ulasan aplikasi BPOM Mobile adalah "aplikasi," "produk," "scan," "bpom," "bagus," "loading," "help," "sangat bagus," "barcode," "aplikasi," "tolong," dan "muter," seperti yang ditunjukkan pada Gambar 11. Gambar 10 menunjukkan bahwa sebagian besar kata bersifat

negatif, yang menunjukkan bahwa masyarakat memiliki kesan negatif terhadap aplikasi BPOM Mobile. Keluhan tentang kegunaan aplikasi, seperti "loading" dan "muter" adalah contoh umum sentimen negatif.

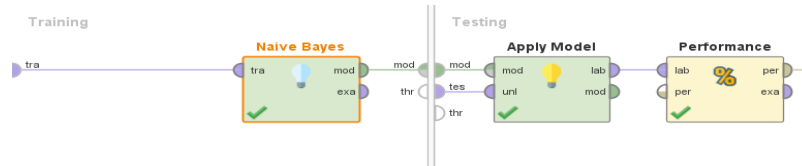
3.4.3 Klasifikasi Naïve Bayes

Naïve Bayes digunakan untuk memodelkan klasifikasi teks selama tahap implementasi. Di sini, peneliti menggunakan operator validasi silang sepuluh kali lipat, yang menghasilkan 90% data uji dan 10% data pelatihan setiap iterasi. Mempersiapkan data untuk peningkatan akurasi klasifikasi memerlukan penyeimbangan menggunakan metode SMOTE Upsampling [19].



Gambar 11. Pemodelan Rapid Miner

Dengan menggabungkan operator Naive Bayes, algoritma tersebut dijalankan dalam operator Cross Validation. Operator Performance dan Apply Model dihubungkan ke operator ini.



Gambar 12. Operator dalam Cross Validation

Terhubung dengan pengklasifikasi Naive Bayes adalah operator Apply Model, yang, ketika diterapkan pada data uji, menghasilkan prediksi sentimen berdasarkan model yang dilatih. Selain itu, metrik khusus studi untuk evaluasi kinerja model mencakup recall, akurasi, dan presisi, yang semuanya diterapkan melalui operator Performance.

3.4.4 Confusion Matrix

Kami akan menguji model yang dikembangkan menggunakan metode Confusion Matrix untuk melihat seberapa baik model tersebut dalam mengklasifikasikan kumpulan data [20]. Confusion Matrix menghasilkan hasil berikut:

	true Negatif	true Positif
pred. Negatif	741	37
pred. Positif	286	990

Gambar 13. Hasil Perhitungan

Angka-angka pada Gambar 13 menunjukkan bahwa terdapat 741 True Negatives (TN), 286 False Positives (FP), 37 False Negatives (FN), dan 990 True Positives (TP). Dengan angka-angka ini, kita dapat membuat matriks kebingungan, yang mengukur akurasi, presisi, dan perolehan kembali model klasifikasi dengan membandingkan nilai prediksi dan aktual. Berikut adalah rumus untuk Confusion Matrix:

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \times 100\% = \frac{(990 + 741)}{(990 + 741 + 286 + 37)} \times 100\% = 84.27\% \quad (1)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} \times 100\% = \frac{990}{(990 + 286)} \times 100\% = 77.59\% \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} \times 100\% = \frac{990}{(990 + 37)} \times 100\% = 96.40\% \quad (3)$$

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model dapat mengidentifikasi sebagian besar kasus positif dengan benar, dengan nilai Akurasi 84,27%, presisi 77,59%, dan recall 96,40%. Model lebih mungkin mengidentifikasi sebagian besar kasus positif yang sebenarnya dengan benar jika recall-nya tinggi.

4. KESIMPULAN

Menurut data, lebih banyak orang memberikan umpan balik negatif daripada positif saat menggunakan aplikasi BPOM Mobile. Temuan ini mengindikasikan adanya kesenjangan antara harapan pengguna dan kinerja aplikasi, yang berpotensi mempengaruhi kepercayaan publik terhadap Badan Pengawas Obat dan Makanan (BPOM). Di sisi lain, analisis sentimen terhadap ulasan pengguna menunjukkan hasil yang menjanjikan. Dengan akurasi



84,27%, presisi 77,59%, dan recall 96,40%, hasil klasifikasi data yang diperoleh dengan menerapkan SMOTE Upsampling sangat mengesankan. Temuan ini membuktikan bahwa model Naive Bayes, ketika dikombinasikan dengan metode SMOTE untuk mengatasi ketidakseimbangan data, mampu memberikan hasil yang memuaskan dalam menganalisis ulasan sentimen pengguna aplikasi BPOM Mobile. Namun, untuk lebih mengoptimalkan akurasi, penelitian di masa mendatang disarankan untuk mengintegrasikan metode STEMMING selama tahap pra-proses. Selain itu, perbandingan antara beberapa metode klasifikasi yang berbeda juga perlu dilakukan untuk mengidentifikasi metode yang paling efektif dalam menghasilkan hasil terbaik, sehingga dapat memberikan wawasan yang lebih komprehensif dan akurat mengenai sentimen pengguna terhadap aplikasi BPOM Mobile.

REFERENCES

- [1] Niken Ayu Febrianti, Hayat, and Agus Zainal Abidin, “Peningkatan Kualitas Pelayanan Publik Melalui Pembayaran Rekening Air Secara Online Pada Perusahaan Daerah Air Minum Kabupaten Bojonegoro,” *J. Publicuho*, vol. 6, no. 1, pp. 30–41, 2023, doi: 10.35817/publicuho.v6i1.88.
- [2] N. Naqiyya Qonita et al., “Penerapan Kebijakan Digitalisasi Pelayanan Publik Pada Aplikasi BPOM Mobile,” *Gunung Djati Conf. Ser.*, vol. 39, pp. 129–135, 2024.
- [3] A. Komarudin and A. M. Hilda, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Identitas Kependudukan Digital Pada Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes,” *Comput. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 28–36, 2024, doi: 10.31294/coscience.v4i1.2955.
- [4] R. Apriani and D. Gustian, “Analisis Sentimen Dengan Naive Bayes Terhadap Komentar Aplikasi Tokopedia,” *J. Rekayasa Teknol. Nusa Putra*, vol. 6, no. 1, pp. 54–62, 2019, doi: 10.52005/rekayasa.v6i1.86.
- [5] S. A. R. Rizaldi, S. Alam, and I. Kurniawan, “Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi JMO (Jamsostek Mobile) Pada Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes,” *STORAGE J. Ilm. Tek. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 109–117, 2023, doi: 10.55123/storage.v2i3.2334.
- [6] A. S. Rahayu, A. Fauzi, and R. Rahmat, “Komparasi Algoritma Naive Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Pada Analisis Sentimen Spotify,” *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 2, p. 349, 2022, doi: 10.30865/json.v4i2.5398.
- [7] W. A. Tulus and W. Windihastuty, “Perbandingan Algoritma Knn Dan Naive Bayes Untuk Comparison Of Knn And Naive Bayes Algorithm For Predicting The Amount Of Bad Nutrition In West Java,” *SENAFTI*, vol. 3, no. September, pp. 1–8, 2024.
- [8] D. Rudini, D. G. Purnama, and A. A. Khan, “Penggunaan Teknik Web Scraping dalam Aplikasi Pengambilan Data dari Google Maps untuk Menunjang Digital Marketing,” *Lentera Multidiscip. Stud.*, vol. 2, no. 1, pp. 10–19, 2023, doi: 10.57096/lentera.v2i1.61.
- [9] D. Oktavia, Y. R. Ramadahan, and Minarto, “Analisis Sentimen Terhadap Penerapan Sistem E-Tilang Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM),” *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 407–417, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i1.1040.
- [10] A. Sentimen, “Perbandingan Pelabelan Data dalam Analisis Sentimen Kurikulum Proyek di platform TikTok: Pendekatan Naive Bayes,” *EKSPLORA Inform.*, pp. 96–107, 2024, doi: 10.30864/eksplora.v14i1.1093.
- [11] A. I. Tanggraeni and M. N. N. Sitokdana, “Analisis Sentimen Aplikasi E-Government pada Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 785–795, 2022, doi: 10.35957/jatinsi.v9i2.1835.
- [12] Alfandi Safira and F. N. Hasan, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Paylater Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier,” *Zo. J. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 59–70, 2023, doi: 10.31849/zn.v5i1.12856.
- [13] D. Darwis, N. Siskawati, and Z. Abidin, “Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter Bmkg Nasional,” *J. Tekno Kompak*, vol. 15, no. 1, p. 131, 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i1.744.
- [14] F. Fathonah and A. Herliana, “Penerapan Text Mining Analisis Sentimen Mengenai Vaksin Covid - 19 Menggunakan Metode Naive Bayes,” *J. Sains dan Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 155–164, 2021, doi: 10.34128/jsi.v7i2.331.
- [15] Friska Aditia Indriyani, Ahmad Fauzi, and Sutan Faisal, “Analisis sentimen aplikasi tiktok menggunakan algoritma naive bayes dan support vector machine,” *TEKNOSAINS J. Sains, Teknol. dan Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 176–184, 2023, doi: 10.37373/tekno.v10i2.419.
- [16] M. K. Insan, U. Hayati, and O. Nurdyawan, “Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di,” *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 478–483, 2023.
- [17] A. Aziz, “Analisis Sentimen Identifikasi Opini Terhadap Produk, Layanan dan Kebijakan Perusahaan Menggunakan Algoritma TF-IDF dan SentiStrength,” *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 6, no. 1, p. 115, 2022.
- [18] T. Tupari, S. Abdullah, and C. Chairani, “Visualisasi Data Analisa Sentimen RUU Omnibus Law Kesehatan Menggunakan KNN dengan Software RapidMiner,” *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 3, pp. 261–268, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i3.5641.
- [19] F. Dwi Astuti and F. Nova Lenti, “Implementasi SMOTE untuk mengatasi Imbalance Class pada Klasifikasi Car Evolution menggunakan K-NN,” *J. JUPITER*, vol. 13, no. 1, pp. 89–98, 2021.
- [20] B. Ramadhani and R. R. Suryono, “Komparasi Algoritma Naive Bayes dan Logistic Regression Untuk Analisis Sentimen Metaverse,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 2, p. 714, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7458.