

Analisis Sentimen Ulasan Mobile JKN pada Playstore dengan Perbandingan Akurasi Algoritma Naïve Bayes dan SVM

Eka Arya Pranata*, Fikri Budiman, Defri Kurniawan

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia

Email: ^{1,*}111202113777@mhs.dinus.ac.id, ²fikri.budiman@dsn.dinus.ac.id, ³defrikurniawan@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: 111202113777@mhs.dinus.ac.id

Submitted: 12/05/2025; Accepted: 31/05/2025; Published: 01/06/2025

Abstrak—Upaya pemerintah untuk meningkatkan jaminan kesehatan masyarakat telah diwujudkan melalui pembentukan Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan. Salah satu fasilitas yang disediakan dan dikelola oleh BPJS Kesehatan adalah aplikasi Mobile JKN, dengan adanya aplikasi ini proses administrasi yang sebelumnya harus dilakukan secara langsung dapat dilakukan secara daring dan lebih fleksibel. Tujuan dari Penelitian ini adalah untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap ulasan aplikasi Mobile JKN dengan membandingkan akurasi algoritma SVM dan *Naïve Bayes*. Untuk algoritma *Naïve Bayes*, proses optimasi dilakukan dengan menggunakan grid search. Ulasan Mobile JKN diambil dari *Google play* dengan bantuan API *Google Play Scraper*, dataset yang diambil berjumlah 7.000 ulasan. Hasil analisis menggunakan *Naïve Bayes* dengan nilai akurasi 86%, Setelah melakukan optimasi pada algoritma *Naïve Bayes* nilai akurasi meningkat secara signifikan menjadi 91% , dan pada algoritma SVM yang menunjukkan nilai akurasi sebesar 92%. Dari uji coba tersebut menunjukkan bahwa algoritma SVM masih lebih unggul dibandingkan algoritma *Naïve Bayes* meskipun sudah dioptimasi, namun dengan melakukan optimasi nilai akurasi *Naïve Bayes* lebih mendekati performa SVM. Penelitian ini dapat memberikan wawasan tentang perbandingan kedua algoritma dalam mengidentifikasi ulasan Mobile JKN. Penelitian ini juga mengeksplorasi perlunya optimasi untuk meningkatkan performa algoritma dalam analisis sentimen. Selain itu, penelitian ini juga berkontribusi terhadap perbaikan dan pengembangan aplikasi Mobile JKN sehingga bermanfaat bagi masyarakat.

Kata Kunci: Mobile JKN; Kesehatan; *Naïve Bayes*; Support Vector Machine; Ulasan

Abstract—The facilities provided by BPJS Health by releasing the Mobile JKN application, with this application the administrative process that previously had to be done directly can be done online and more flexibly. This research aims to see the sentiment of the community towards the JKN Mobile application review by comparing the SVM and *Naïve Bayes* algorithms. As well as optimizing the *Naïve Bayes* algorithm by using grid search. Reviews are taken from *Google play* with the help of *Google Play Scraper API*, the dataset taken amounted to 7,000 reviews. The results of using *Naïve Bayes* with an accuracy value of 86%, after tuning optimization using *Grid Search* significantly increases the accuracy value of the *Naïve Bayes* algorithm to 91% and for the SVM algorithm has an accuracy value of 92%. From the trial, it was found that the SVM algorithm is still better than the *Naïve Bayes* algorithm even though it has been optimized, but by optimizing the accuracy value *Naïve Bayes* is closer to SVM performance. This research can provide insight into the comparison of the two algorithms in identifying JKN Mobile reviews and the need for optimization to improve the performance of algorithms in sentiment analysis, besides that this research also contributes to the improvement and development of the JKN Mobile application so that it is useful for the community.

Keywords: Mobile JKN; Health; *Naïve Bayes*; Support Vector Machine; Reviews

1. PENDAHULUAN

Kesehatan merupakan salah satu kunci penting bagi suatu negara, dengan masyarakat yang sehat sangat mendukung pembangunan dan kemajuan bangsa. Diantaranya menggerakkan roda ekonomi, bidang lain seperti pendidikan sehingga dapat meningkatkan Sumber Daya Manusia (SDM) hal ini dapat menanggulangi kemiskinan. Dengan masyarakat yang produktif akan meningkatkan pendapatan negara melalui pajak. Pemerintah, dalam kapasitasnya sebagai otoritas yang bertanggung jawab atas kesejahteraan warganya, memiliki wewenang dan kewajiban untuk mengalokasikan dana pajak untuk pembangunan fasilitas umum, termasuk yang didedikasikan untuk sektor kesehatan. Alokasi dana ini merupakan langkah strategis yang memungkinkan pemerintah untuk memenuhi tanggung jawab sosialnya dan berkontribusi terhadap kesejahteraan masyarakat.[1][2][3].

Salah satu upaya pemerintah Indonesia dalam menyediakan fasilitas atau pelayanan publik dengan membentuk Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan. BPJS Kesehatan sebagai badan hukum pemerintah yang berwenang serta tanggung jawab dalam melaksanakan program jaminan kesehatan bagi masyarakat[1][4]. Era dimana teknologi semakin canggih serta informasi yang semakin cepat, BPJS kesehatan beradaptasi dengan merilis aplikasi bernama Mobile JKN. Dengan adanya aplikasi ini pelayanan yang sebelumnya *offline* dimana peserta harus datang ke kantor cabang dengan antrian yang panjang dan lama beralih menjadi online dengan menggunakan gadget masyarakat dapat mengakses pelayanan publik mulai dari daftar hingga mencari RSUD terdekat[5]. Aplikasi ini sudah kompatibel terhadap sistem operasi masa kini seperti android maupun IOS, dengan adanya aplikasi tersebut pelayanan lebih efektif dan efisien. Tanggal 1 januari 2020 BPJS Kesehatan menargetkan 257,5 jiwa masyarakat Indonesia telah terdaftar sebagai bagian dari JKN demi terwujudnya *Universal Health Coverage* (UHC) bertujuan untuk melindungi pesertanya[6].

Untuk melihat opini (pendapat) pengguna terhadap aplikasi Mobile JKN dapat dilihat melalui ulasan maupun rating dari toko aplikasi online, seperti *playstore* (untuk android) dan *app store* (untuk ios). *playstore* merupakan salah satu platform toko aplikasi online yang populer dimasyarakat[7][8]. Dengan melakukan penelitian analisis sentimen masyarakat terhadap aplikasi Mobile JKN melalui ulasan di *playstore*, maka dapat diasumsikan sebagai

pendapat mayoritas masyarakat.. Ulasan pada *playstore* biasanya berisi pengalaman pengguna yang dikemukakan dalam bentuk teks dan memberikan penilaian dalam bentuk bintang gambaran kepuasan terhadap aplikasi[9].

Data mining sebuah proses untuk menemukan informasi dari dataset dengan melakukan proses dan strategi tertentu. Pada data mining terdapat berbagai jenis algoritma salah satunya klasifikasi, dengan menggunakan algoritma tersebut data terkait ulasan Mobile JKN akan tersusun dengan baik serta pelabelan yang dikelompokkan sesuai karakteristiknya. Dengan demikian pengelolaan data lebih lanjut dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi untuk mengidentifikasi kasus, sehingga penanganan kasus jadi lebih tepat.

Dalam meningkatkan kinerja klasifikasi dari dataset ulasan Mobile JKN dengan menggunakan dua algoritma yaitu *Support Vector Machine (SVM)* dan *Naive Bayes*. Pada algoritma *Naive Bayes* dioptimasi dengan menggunakan *Grid Search*, metode ini untuk mencari hyperparameter yang bertujuan untuk meningkatkan performa algoritma. Keduanya memiliki pendekatan yang berbeda dalam memodelkan data dan membuat keputusan klasifikasi, SVM merupakan algoritma pembelajaran mesin yang kuat untuk klasifikasi dengan pendekatan margin maksimum. Sedangkan *Naive Bayes* metode klasifikasi berbasis probabilistik yang sederhana namun efektif.

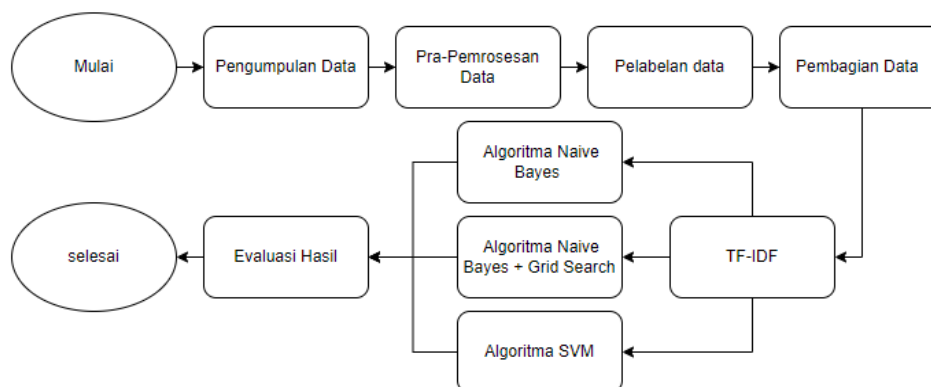
Berdasarkan penelitian sebelumnya *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)* memiliki nilai akurasi yang baik. Penelitian Dicky Kurniawan dan Muhhammad Najib Dewi Satria membandingkan metode SVM dengan *Naive Bayes* mengenai topik opini publik tentang gempa megathrust di Indonesia, dengan hasil akurasi menggunakan algoritma SVM (84%) lebih tinggi dibandingkan akurasi *Naive Bayes* (75%)[10]. Pada penelitian lainnya yang dilakukan oleh Yuliana Ikhsani dan teman-temannya menganalisis sentimen pinjaman online di Twitter dengan menggunakan algoritma SVM dan *Naive Bayes*, serta menggunakan dua dataset yang berbeda yaitu pinjol legal dan pinjol ilegal. Kedua dataset menghasilkan nilai akurasi berbeda, pada dataset pinjol legal nilai akurasi SVM dengan kernel RBF sebesar (70%) akurasi yang didapat lebih tinggi dibandingkan *Naive Bayes*, sedangkan pada dataset pinjol ilegal algoritma *Naive Bayes* memperoleh nilai akurasi (75%) dengan menerapkan Teknik SMOTE nilai tersebut lebih tinggi dibandingkan algoritma SVM[11]. Penelitian yang lain dilakukan oleh Muhammad Sulhan dan Erizal membandingkan *Naive Bayes* dan SVM terhadap sentimen aplikasi pesanan tiket kapal ferizy. Hasil dari penelitian tersebut nilai akurasi SVM (82,62%) nilainya lebih tinggi dibandingkan algoritma *Naive Bayes* dengan nilai akurasi (79,27%)[12]. Selain itu penelitian oleh Muhammad Subhan Mahendrasyah dan kawan-kawan menggunakan algoritma *Naive Bayes*, menganalisis sentimen aplikasi buka lapak di *playstore*. Menghasilkan nilai akurasi sebesar (67,9%)[13]. Serta Penelitian yang dilakukan Zara Yunizar dan teman-temannya melakukan analisis menggunakan algoritma *Naive Bayes* tentang sentimen aplikasi Mobile JKN pada aplikasi *Twitter* nilai akurasi yang diperoleh sebesar (69,65%)[1]. Penelitian lainnya dengan menggunakan algoritma *Naive Bayes* dilakukan oleh Andriani Nurian dan kawan-kawan menganalisis sentimen aplikasi *shopee* di situs *google play* dengan nilai akurasi (77%)[14]. Penelitian lain yang dilakukan Nida Maulida dan teman-teman menggunakan algoritma SVM yang dengan menerapkan fitur *particle swarm optimization* terhadap sentimen aplikasi Mobile JKN dengan nilai akurasi (89.53%)[2]. Berdasarkan penelitian yang telah dijabarkan sebelumnya tampak bahwa baik algoritma SVM maupun *Naive Bayes* memiliki performa yang baik dalam proses klasifikasi *machine learning*. Namun, hingga saat ini belum ada yang meneliti sentimen Mobile JKN menggunakan data yang besar, serta menerapkan model *Grid Search* untuk mengoptimalkan algoritma *Naive Bayes* dengan tujuan meningkatkan akurasi.

Dengan membandingkan kedua algoritma tersebut diharapkan menemukan algoritma yang lebih akurat dalam mengklasifikasikan sentimen khususnya pada ulasan Mobile JKN. Aplikasi Mobile JKN dapat mengoptimalkan layanan berdasarkan ulasan yang diberikan pengguna, sehingga meningkatkan kepercayaan masyarakat terhadap aplikasi tersebut sebagai salah satu layanan publik milik pemerintah.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1 berikut ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Gambar 1 menjelaskan bagaimana proses analisis dilakukan, tahap-tahapan sebagai pedoman dalam melakukan analisis terhadap ulasan Mobile JKN. Tahap awal yang dilakukan dengan melakukan pengumpulan data berdasarkan ulasan yang relevan, dari data yang telah dikumpulkan lanjut ke tahap pra-pemrosesan dimana data akan ditelaah, dibersihkan, dan melakukan normalisasi data sehingga data siap. kemudian lanjut tahap pelabelan data dibagi menjadi 2, selanjutnya tahap TF-IDF melakukan pembobotan kata, lalu tahap klasifikasi algoritma, hingga proses modeling dan evaluasi. Dengan mengikuti tahapan-tahapan tersebut proses analisis sentimen Mobile JKN menjadi lebih efisien dan efektif.

2.2 Pengumpulan Data

Penerapan teknik *scraping* pada program akan mempermudah dan mempersingkat waktu hal ini karena proses pengunduhan data akan secara otomatis dari suatu platform. Dalam penelitian ini API *Google Play Scraper* cocok untuk mengumpulkan ulasan dari *Google Play store* dengan menggunakan bahasa pemrograman *python*. API ini dapat mengumpulkan ulasan Mobile JKN berdasarkan ID unik yang terdaftar pada platform *Google Play store*. Data ulasan disimpan dalam bentuk CSV yang akan dijadikan dataset, dataset yang dihasilkan merupakan data mentah yang perlu diolah lebih lanjut [15][16][17]. Dataset ulasan Mobile JKN berisi 7000 data dengan isi atribut *Score* (jumlah bintang) dan *Content* (pendapat pengguna), untuk spesifikasi dataset dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Spesifikasi Dataset

Atribut	Tipe Data
Score	Numerik
Content	Text

Berdasarkan Tabel 1 dataset memiliki 2 atribut atribut *Score* (jumlah bintang) dengan tipe data Numerik dan *Content* (pendapat pengguna) dengan tipe data teks.

2.3 Pra-Pemrosesan Data

Pada tahap ini dataset akan diolah dengan melakukan berbagai cara demi memastikan kualitas data baik agar tak mengganggu proses training data. Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam pra-pemrosesan data seperti :

- Melakukan pembersihan dataset dengan mengecek *Missing value* dan data duplikat, jika ditemukan data yang abnormal dapat melakukan tindakan yang sesuai, menghapus beberapa hal yang tidak diperlukan seperti tanda baca dan angka.
- Case folding* adalah proses mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil sehingga terjadi kemiripan antar kata.
- Normalisasi teks merupakan sebuah proses mengubah kata yang semula umum (tidak baku) menjadi baku, yang mengacu pada kamus slang, proses ini perlu dilakukan karena data berasal dari pengguna sering kali terdapat kata-kata singkatan sehingga perlu melakukan proses ini agar kata lebih konsisten. dengan kata yang konsisten maka program algoritma bisa lebih mudah menganalisis teks sehingga meningkatkan akurasi dalam memprediksi data.
- Tokenisasi merupakan proses yang membagi kalimat menjadi kata per kata atau unit terkecil biasa disebut token.
- Stop word removal* adalah proses penyederhanaan data dengan menghilangkan kata umum dan tak memiliki arti sehingga tidak terlalu berpengaruh baik ada atau tidaknya dalam proses analisis sentimen.
- Stemming* merupakan proses menghapus konjungsi atau kata imbuhan pada kata, seperti "ditambahkan" akan menjadi kata dasar atau kata semula seperti "tambah" terlihat kata tersebut mendapat imbuhan di-kan. Dengan melakukan *stemming* kata-kata yang dihasilkan akan memiliki kemiripan atau sama, sehingga dapat meningkatkan akurasi dalam proses sentimen ulasan Mobile JKN [18].

2.4 Pelabelan Data

Pelabelan data dilakukan dengan menggunakan acuan jumlah bintang (*score*) yang diberikan pengguna terhadap ulasan aplikasi Mobile JKN, pengelompokan label dibagi menjadi 2 kategori yaitu negatif serta positif. Di mana jumlah bintang kurang dari sama dengan 3 masuk kedalam kategori negatif sedangkan jumlah bintang yang lebih dari 3 maka masuk kategori positif [19].

2.5 Pembagian Data

Tahap pembagian data merupakan proses pemisahan data menjadi dua yaitu data latih dan data uji, dengan komposisi pembagian data 80% data latih dan 20% sebagai data uji. Pembagian data diperlukan supaya *model* dapat mengidentifikasi data baru sehingga tak berpaku pada data latih. Dengan melakukan pembagian data *overfitting* dapat diminimalisir dalam proses selanjutnya.

2.6 TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency)

Tahap ini merupakan proses dimana masing-masing kata akan diperhitungkan bobotnya berdasarkan frekuensi kemunculan pada dokumen yang dibandingkan pada seluruh kata pada korpus dokumen. TF-IDF biasa dipakai dalam pengambilan informasi pada sistem temu kembali sehingga dapat meningkatkan ketepatan serta relevansi hasil pencarian [13].



2.7 Naïve Bayes

Algoritma Naïve Bayes merupakan algoritma probabilitas berdasarkan teorema bayes yang menganggap bahwa setiap fitur berdiri sendiri (independen naive)[20]. Naïve karena bahasa umum yang digunakan oleh pengguna pada penulisan ulasan, setiap fitur (kata) saling tergantung menjadi kalimat yang utuh dan dapat dimengerti. Meskipun demikian algoritma klasifikasi ini memiliki kemampuan yang baik sehingga sering digunakan dalam penelitian analisis sebelumnya. Keuntungan algoritma ini seperti hasil prediksi cukup baik meskipun menggunakan asumsi yang sederhana, proses yang relatif singkat dan efisien. Sisi lainnya dengan asumsi yang independen maka hasil yang diperoleh kurang realistis. Algoritma ini akan dioptimalkan dengan penggunaan *Grid Search* Dengan α (smoothing untuk menangani probabilitas zero) dengan kombinasi 0.1,0.5,1.0,2.0 dan fit-proir menentukan model apakah akan mempelajari dari kelas (true) atau distribusi seragam (false). Grid search akan mencoba 8 kombinasi, tiap kombinasi menerapkan 5-fold cross-validation. Dengan demikian model akan dilatih dengan 4 data uji dan 1 data latih, proses yg diulang sebanyak 5 kali pada tiap kombinasi. Tujuan penerapan hyperparameter tuning untuk menemukan kombinasi hyperparameter terbaik untuk model *Naive Bayes* menggunakan *Grid Search*.

2.8 Support Vector Machine(SVM)

Algoritma SVM merupakan salah satu jenis klasifikasi pada penambahan data yang memanfaatkan *hyperplane* sebagai garis pemisah dari beberapa kelas data, algoritma ini akan mencari *hyperplane* (garis pemisah) optimal terhadap *margin* (jarak)[21]. Keunggulan dari teknik ini adalah efektif serta mampu menangani data berdimensi tinggi dalam menentukan margin yang tepat pada pengelompokan data. Kekurangan dari algoritma ini yaitu waktu proses yang diperlukan lebih lama dan performa kurang optimal bahkan menurun jika terdapat banyak *noise* pada data.

2.9 Evaluasi Hasil

Evaluasi merupakan tahap terakhir dalam melakukan penelitian ini, evaluasi hasil diperlukan dalam data mining untuk melihat performa model yang telah dibuat. Salah satu visual yang umum digunakan seperti *confusion matrix* sebagai gambaran dapat dilihat pada tabel 2, dengan adanya *confusion matrix* dapat melihat lebih rinci bagaimana model bekerja berdasarkan hasil dari perbandingan prediksi dengan nilai sebenarnya. Dengan adanya *confusion matrix* dapat membantu mengidentifikasi kesalahan klasifikasi pada model.

Tabel 2. Confusion Matrix

Predicted Values	Actual Values	
	Positive	Negative
Positive	True Positive(TP)	False Positive(FP)
Negative	False Negative(FN)	True Negative(TN)

Berdasarkan informasi dari Tabel 2, bisa digunakan dalam menghitung berbagai matrix evaluasi seperti *Accuracy, Precision, Recall, F1-Score*.

a. Accuracy

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (1)$$

Berdasarkan rumus, nilai akurasi model untuk ulasan Mobile JKN dengan perhitungan jumlah dari prediksi benar baik positif mau negatif terhadap keseluruhan total prediksi.

b. Precision

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

Nilai *precision* diperoleh dari prediksi positif oleh model akan dibandingkan dengan jumlah keseluruhan prediksi positif baik yang benar maupun yang salah dalam prediksi.

c. Recall

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

Nilai *recall* mempresentasikan nilai prediksi positif sesuai dengan benar dari keseluruhan kemampuan model kasus positif sesungguhnya. Nilai *recall* yang tinggi hal ini menandakan bahwa model mampu mengidentifikasi positif yang sesuai, dapat diasumsikan bahwa nilai negatif yang teridentifikasi sebagai nilai positif minim.

d. F1-Score

$$f1 - Score = \frac{2*Precision*Recall}{Precision+Recall} \quad (4)$$

F1-Score berdasarkan rumus (4) dengan perhitungan 2 dikalikan jumlah *precision* kemudian dikalikan dengan *recall* dibandingkan dengan penjumlahan dari jumlah *precision* dan *recall*. Dengan demikian *F1-Score* dapat dijadikan menggambarkan keseimbangan antara *precision* dan *recall*.

e. Macro Average

$$Macro\ Average = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n Metric_i \tag{5}$$

Dalam penelitian kali ini *Macro Average* dipilih sebagai evaluasi akhir performa algoritma, dikarenakan data set yang tak berimbang agar data yang dominan tak mempengaruhi data minor. Proses ini akan memberikan bobot yang sama pada tiap-tiap kelas, terlepas dari jumlah kelas.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan tahap awal dalam melakukan penelitian sentimen analisis ulasan Mobile JKN dengan menggunakan API *Google Play Scraper*. API ini dapat mengunduh data ulasan Mobile JKN di platform *Google Play Store*, data yang diunduh sebanyak 7.000 ulasan dengan atribut score (jumlah bintang) dan content (isi dari ulasan). Data kemudian disimpan dalam bentuk CSV sebagai dataset yang nantinya akan diolah pada proses berikutnya. Beberapa ulasan dapat dilihat pada Gambar 2.

index	score	content
6995	5	Aplikasi yang memudahkan peserta. Jaman digital saat ini, semua dilakukan melalui aplikasi dan sangat n digital. Jika ada keluhan, bisa disampaikan, bahkan screening juga bisa, dan masih banyak lagi. Paket kor
6996	1	Aplikasi ini tidak seperti iklannya. Daftar pelayanan di faskes I ga bisa!, Pilihan dokter giginya juga hilang!, faskes I. Saya kunjung ke luar daerah jadi ga bisa daftar krn pilihan daftar UGD. Yg Namanya darurat tdk
6997	1	Susah banget dapat otp, bolak balik ganti nomer juga otpnya ga muncul muncul. Tolong lah, kalo buat apk aja susah banget, otp ga muncul muncul
6998	1	Ini aplikasi bukannya mempermudah malah mempersulit aja giliran lag di butuhin malah nggak bisa di buk loading taunya emang ga bisa di buka malah udah download ulang lagi tetep aja kaya gitu terus pas daftar muncul hadehhh 🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄
6999	1	Si Chika yg Payah ... Ada kesulitan pendaftaran bagian no OTP tidak masuk" lama beet nunggunya.. keter data BPJS padhal nomor tersebut benar" yg saya daftarkan. Telfon pun sama saja Chika lagi yg respon. P berarti. Call centernya semuanya ga guna dong .

Gambar 2. Dataset Ulasan Mobile JKN

Gambar 2 merupakan hasil pengunduhan data ulasan Mobile JKN terlihat berjumlah 6999 karena perhitungan dimulai dari 0. Pada gambar tersebut tampak atribut score yang merupakan jumlah bintang yang berisi 1 sampai 5 dan content isi dari ulasan (opini) masyarakat terhadap aplikasi Mobile JKN.

3.2 Pra-Pemrosesan Data

Tahap ini perlu dilakukan guna memastikan dataset berkualitas baik sehingga tidak mengganggu proses klasifikasi data. Tahap-tahapan yg perlu dilakukan sebagai berikut :

a. Pembersihan Data

Proses pembersihan data pada dataset Mobile JKN dengan mengecek adanya missing value (nilai null). tak ditemukan data null dalam dataset. Selanjutnya melakukan mengecek data duplikat seperti pada gambar 3 setelah menghapus data yang terindikasi duplikat dataset berisi 6995 data. Proses berikutnya menghapus link,emoji,angka,tanda baca,serta spasi yang berlebihan. Gambar 3 menunjukkan beberapa data duplikat

score	content
5002	5 Sangat membantu dan mudah dipahami
5090	5 sangat membantu dan praktis
5092	5 sangat membantu dan praktis
5242	5 mudah dan praktis
5486	5 mudah dan praktis
5815	5 Mempermudah pelayanan kesehatan

Gambar 3. Data Duplikat

Gambar 3 menunjukkan beberapa data yang terindikasi sebagai data duplikat dalam data ulasan Mobile JKN, kalimat serta jumlah score seperti “sangat membantu dan praktis” dengan bintang 5 terindikasi setidaknya terdapat 2 data yang sama.

b. Case Folding

Case folding merupakan proses mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil sehingga terjadi kemiripan antar kata. Seperti pada tabel 3

Tabel 3. Setelah Melakukan Case Folding

	Content	Setelah_Case_Folding
0	APLIKASI SAMPAH dana buat bikin aplikasi di KO...	aplikasi sampah dana buat bikin aplikasi di ko...
1	udah hampir sebulan yang lalu saya instal ini...	udah hampir sebulan yang lalu saya instal ini...
2	Aplikasi buruk tidak bisa verifikasi pesan not...	aplikasi buruk tidak bisa verifikasi pesan not...
3	Sekarang sering eror gabisa daftar online ke f...	sekarang sering eror gabisa daftar online ke f...
4	Penambahan fitur dan menu didalam aplikasi ini...	penambahan fitur dan menu didalam aplikasi ini...

Terlihat pada Tabel 3 penerapan *case folding* pada dataset ulasan Mobile JKN telah berhasil, bukti keberhasilan terlihat dari kata “APLIKASI SAMPAH” di ubah menjadi “aplikasi sampah” dengan demikian huruf kapital pada dataset telah ditransformasi menjadi huruf kecil.

c. Normalisasi Teks

Tahap ini diperlukan karena data berasal dari ulasan (opini) masyarakat sebagai pengguna sering kali menggunakan bahasa gaul atau singkatan. Kamus slang yang di unduh dari *kaggle* digunakan sebagai acuan dalam mengidentifikasi kata ulasan termasuk bahasa umum (tidak baku) atau sebagai bahasa baku. Normalisasi teks bertujuan untuk menyesuaikan makna kata sehingga pada saat pelatihan data sistem dapat mengidentifikasi dengan benar. Hasil dari normalisasi teks dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Setelah Melakukan Normalisasi Teks

	Setelah_Case_Folding	Setelah_Normalisasi
0	aplikasi sampah dana buat bikin aplikasi di ko...	aplikasi sampah dana buat bikin aplikasi di ko...
1	udah hampir sebulan yang lalu saya instal ini...	sudah hampir sebulan yang lalu saya instal ini...
2	aplikasi buruk tidak bisa verifikasi pesan not...	aplikasi buruk tidak bisa verifikasi pesan not...
3	sekarang sering eror gabisa daftar online ke f...	sekarang sering eror tidak bisa daftar online...
4	penambahan fitur dan menu didalam aplikasi ini...	penambahan fitur dan menu didalam aplikasi ini...

Hasil dari tahap ini seperti pada Tabel 4 kata “gabisa” berubah menjadi “tidak bisa” hal ini menunjukkan bahwa proses normalisasi berhasil diterapkan.

d. Tokenisasi

Proses ini mengubah kalimat menjadi kata per kata dengan memanfaatkan *library nltk* (natural language toolkit). Terlihat pada Tabel 5

Tabel 5. Setelah Melakukan Tokenisasi

	Setelah_Normalisasi	Setelah_Tokenisasi
0	aplikasi sampah dana buat bikin aplikasi di ko...	[aplikasi, sampah, dana, buat, bikin, aplikasi...
1	sudah hampir sebulan yang lalu saya instal ini...	[sudah, hampir, sebulan, yang, lalu, saya, ins...
2	aplikasi buruk tidak bisa verifikasi pesan not...	[aplikasi, buruk, tidak, bisa, verifikasi, pes...
3	sekarang sering eror tidak bisa daftar online...	[sekarang, sering, eror, tidak, bisa, daftar,...
4	penambahan fitur dan menu didalam aplikasi ini...	[penambahan, fitur, dan, menu, didalam, aplika...

Nampak pada Tabel 5 kalimat “aplikasi sampah dana buat bikin aplikasi di ko...” ditransformasi menjadi “[aplikasi, sampah, dana, buat, bikin, aplikasi...” menandakan proses ini berhasil.

e. Stop Word Removal

Proses ini dilakukan untuk menghapus kata-kata umum dan tidak terlalu berpengaruh pada proses klasifikasi dengan demikian algoritma dapat fokus pada kata-kata yang benar-benar mempresentasikan entitas teks yang terdapat dalam dataset ulasan Mobile JKN seperti yang ditunjukkan pada tabel 6.

Tabel 6. Setelah Melakukan Stop Word Removal

	Setelah_Tokenisasi	Setelah_Stop_Word
0	[aplikasi, sampah, dana, buat, bikin, aplikasi...	[aplikasi, sampah, dana, buat, bikin, aplikasi...
1	[sudah, hampir, sebulan, yang, lalu, saya, ins...	[hampir, sebulan, lalu, instal, apk, kok, logi...
2	[aplikasi, buruk, tidak, bisa, verifikasi, pes...	[aplikasi, buruk, verifikasi, pesan, notifikas...
3	[sekarang, sering, eror, tidak, bisa, daftar,...	[sekarang, sering, eror, daftar, online, faske...
4	[penambahan, fitur, dan, menu, didalam, aplika...	[penambahan, fitur, menu, didalam, aplikasi, d...

Pada Tabel 6 kata-kata yang tidak terlalu berpengaruh seperti “yang”, “saya”, “tidak” dan “bisa” sehingga dapat dihapus.

f. Setelah Melakukan Stemming

Proses ini akan menyederhanakan tiap kata pada dataset ulasan Mobile JKN menjadi kata dasar. dimana kata belum mendapatkan konjungsi seperti “se”, ”an”, ”kan”, dan sebagainya. Dapat dilihat pada tabel 7.

Tabel 7. Setelah Melakukan *Stemming*

	Setelah_Stop_Word	Setelah_Stemmed
0	[aplikasi, sampah, dana, buat, bikin, aplikasi...	[aplikasi, sampah, dana, buat, bikin, aplikasi...
1	[hampir, sebulan, lalu, instal, apk, kok, logi...	[hampir, bulan, lalu, instal, apk, kok, login,...
2	[aplikasi, buruk, verifikasi, pesan, notifikas...	[aplikasi, buruk, verifikasi, pesan, notifikas...
3	[sekarang, sering, eror, daftar, online, faske...	[sekarang, sering, eror, daftar, online, faske...
4	[penambahan, fitur, menu, didalam, aplikasi, d...	[tambah, fitur, menu, dalam, aplikasi, kata, c...

Hasil proses stemming seperti pada Tabel 7 Kata seperti “sebulan” dan ”penambahan” berhasil diganti menjadi “bulan” dan ”tambah”, hal ini menandakan kata yang memiliki imbuhan diubah menjadi kata semula (dasar) sebelum adanya kata imbuhan. Proses berikutnya menyimpan hasil steamed menjadi bentuk teks atau *string* seperti tabel 8.

Tabel 8. Menyimpan hasil *stemming* dalam bentuk teks

	Setelah_Stemmed	stemmed_string
0	[aplikasi, sampah, dana, buat, bikin, aplikasi...	aplikasi sampah dana buat bikin aplikasi korup...
1	[hampir, bulan, lalu, instal, apk, kok, login,...	hampir bulan lalu instal apk kok login selalu...
2	[aplikasi, buruk, verifikasi, pesan, notifikas...	aplikasi buruk verifikasi pesan notifikasi mas...
3	[sekarang, sering, eror, daftar, online, faske...	sekarang sering eror daftar online faskes tiap...
4	[tambah, fitur, menu, dalam, aplikasi, kata, c...	tambah fitur menu dalam aplikasi kata cukup ba...

Tabel 8 merupakan data hasil dari steamed, Data perlu diubah dalam bentuk teks (kalimat) hal ini diperlukan dalam proses berikutnya seperti proses TF-IDF.

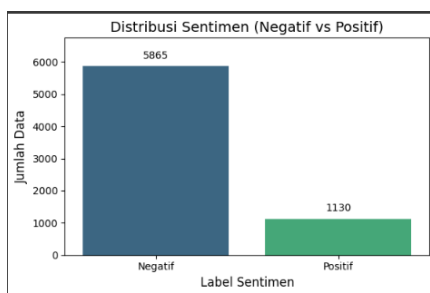
3.3 Pelabelan Data

Dataset ulasan Mobile JKN yang sebelumnya telah dilakukan pra-pemrosesan data selanjutnya melakukan tahap pelabelan data, dengan pemberian label pada data dapat membantu model mengenali pola yang sesuai dengan kategori. Dataset akan dibagi menjadi dua kelompok yaitu negatif dan positif, data dikelompokkan berdasarkan atribut *score* (jumlah bintang) data yang bernilai kurang dari sama dengan 3 akan dikelompokkan menjadi negatif, sedangkan nilai data 4 dan 5 akan dikelompokkan menjadi positif. Pemberian selain kedua parameter dengan keluaran “Tidak diketahui” hal ini bertujuan untuk memastikan setiap data memiliki label. Dapat dilihat pada tabel 9 data atribut *score* yang bernilai 1 akan masuk dalam kelompok negatif

Tabel 9. Pelabelan Data

	Score	Label_Sentimen
0	1	Negatif
1	1	Negatif
2	1	Negatif
3	1	Negatif
4	1	Negatif

Pada Tabel 9 menunjukkan bahwa 5 data awal pada dataset memiliki Score 1 dengan demikian kelimanya dikelompokkan ke dalam label negatif. Sebagai gambaran untuk melihat pelabelan *negatif* dan *positif* dari dataset dapat dilihat pada Gambar 4



Gambar 4. Distribusi sentimen Positif dan Negatif

Pada Gambar 4 menjelaskan data dari keseluruhan dataset terlihat dari diagram batang bahwa nilai negatif 5865 sedangkan jumlah data positif sebanyak 1130 data, penjumlahan dari kedua laber tersebut sebanyak 6995 data sesuai dengan dataset, ini menandakan bahwa semua data telah diberi label.

3.4 Pembagian Data

Dataset dibagi menjadi 80% data teks ulasan Mobile JKN untuk latih dan 20% data teks ulasan Mobile JKN sebagai uji atau perbandingannya 80:20. Hasil proses *stemming* “stemmed_string” digunakan untuk data input dan “label_sentimen” yang berisi negatif dan positif digunakan sebagai target. Serta untuk memastikan hasil split data konsisten saat dijalankan maka perlu mengaplikasikan *random_state* = 42. Data ulasan Mobile JKN sebanyak 5.596 (80%) dijadikan sebagai data latih ditampung pada *X_train_text* dan sisa data sebesar 1.399 (20%).

3.5 TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency)

Tahap ini berfungsi untuk mengkonversi kesinambungan dokumen teks menjadi angka – angka yang menggambarkan seberapa pentingnya kata pada dokumen Mobile JKN terhadap seluruh korpus. Proses ini memanfaatkan modul *TfidfVectorizer* serta menerapkan *fit* dan *transform* pada data latih “stemmed_string”. *Fit* akan menganalisis semua kosa kata kemudian mempertimbangkan seberapa penting setiap kata pada data, *transform* akan mengubah data menjadi matriks dengan tiap baris merupakan dokumen dan setiap kolom merupakan fitur (kata) berisi nilai TF-IDF. Hasil dari pembobotan terdapat 7813 fitur unik, seperti pada gambar 5. Bai *fit* dan *transform* hanya diterapkan pada data latih dengan tujuan agar model hanya belajar dari data tersebut sedangkan data uji hanya menerapkan *transform*, agar data sesuai dengan data latih dan menghindari kebocoran informasi.

```
<Compressed Sparse Row sparse matrix of dtype 'float64'
with 102200 stored elements and shape (5596, 7813)>
Coords      Values
(0, 3926)   0.4167551108542383
(0, 651)    0.2992321200938479
(0, 3936)   0.4175585006069508
(0, 4168)   0.7499468077483148
(1, 6939)   0.309871124335576
(1, 1586)   0.13306449086200736
(1, 4692)   0.2863177117562448
(1, 7576)   0.1461379213086062
(1, 7653)   0.18787766448195953
(1, 4908)   0.4139654455786337
```

Gambar 5. Beberapa Data Hasil TF-IDF

Berdasarkan Gambar 5 dapat dilihat bahwa 5596 merupakan banyak baris, dan 7813 sebagai banyak fitur unik dalam dataset. Pada Coords menjelaskan baris awal memiliki fitur untuk yang ke 3926, dengan value 0.416

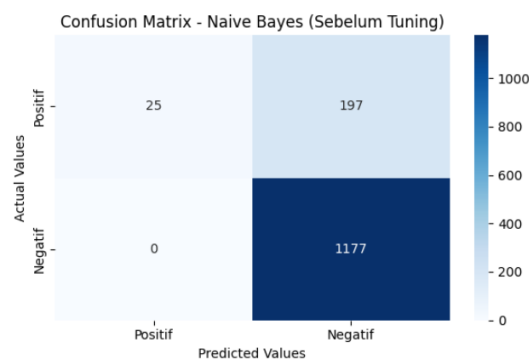
3.6 Evaluasi Model dan Hasil

Evaluasi menggunakan *Confusion Matrix* dengan *True Positif*(TP) data yang diprediksi secara benar, *False Positif*(FP) data negatif yang diprediksi positif, *True Negatif*(TN) data negatif yang diprediksi benar negatif, *False Negatif* (FN) data positif yang diprediksi negatif pada dataset Mobile JKN.

3.6.1 Naïve bayes

a. Evaluasi Naïve Bayes Sebelum tuning

Pada Gambar 6 menunjukkan confusion matrix sebelum melakukan tuning.



Gambar 6. Confusion Matrix Sebelum Tuning

Gambar 6 memberikan gambaran bagaimana Naïve Bayes sebelum tuning (Grid search), dengan hasil TP sebanyak 25, nilai TN sebesar 0, sedangkan FN sebesar 197, dan TN sebesar 1177.

```

=== Evaluasi Naive Bayes Sebelum Tuning ===
      precision    recall  f1-score   support

   Negatif      0.86      1.00      0.92     1177
   Positif      1.00      0.11      0.20      222

 accuracy      0.86     1399
 macro avg      0.93      0.56      0.56     1399
 weighted avg   0.88      0.86      0.81     1399

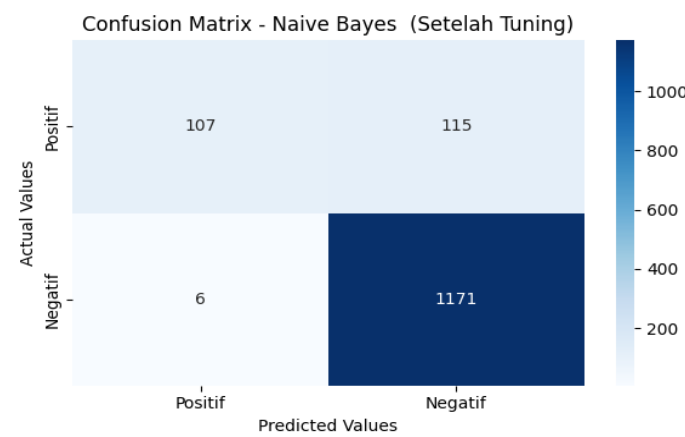
 Akurasi: 0.8591851322373124
    
```

Gambar 7. Evaluasi Naïve Bayes Sebelum Tuning

Berdasarkan Gambar 6 dan 7 performa algoritma Naïve Bayes sebelum melakukan hyperparameter cukup baik dengan nilai akurasi sebesar 86% hal ini menunjukkan performa secara keseluruhan dari model setelah diuji coba dengan data baru. precision untuk negatif sebanyak 86% sedangkan positif sebanyak 100%. Recall yang merupakan nilai benar yg ditangkap oleh model sesuai dengan kelasnya Negatif 100% dan positif 11% hal tersebut menunjukkan bahwa true negatif tidak ada yang salah klasifikasi kelas lain. Sedangkan true positif memiliki nilai 11% maka banyak data yang salah diklasifikasikan ke kelas lain. F1 score sebagai penyeimbang presisi dan recall, untuk negatif sebanyak 92% disisi lain untuk positif sebesar 20%. Untuk melihat performa secara keseluruhan pada penelitian ini menggunakan nilai rata-rata macro dimana data akan dihitung rata-ratanya secara individu dengan mengabaikan jumlah kelas. Nilai precision,recall,dan f1-score untuk model ini yaitu 0.93,0.56,dan 0.56.

b. Evaluasi Naïve Bayes Setelah tuning

Dengan alph (smoothing untuk menangani probabilitas zero) dengan kombinasi 0.1,0.5,1.0,2.0 dan fit-proir menentukan model apakah akan mempelajari dari kelas (true) atau distribusi seragam (false). Grid search akan mencoba 8 kombinasi, tiap kombinasi menerapkan 5-fold cross-validation. Dengan demikian odell akan dilatih dengan 4 data uji dan 1 data latih, proses yg diulang sebanyak 5 kali pada tiap kombinasi. Tujuan dari penerapan tuning adalah untuk menemukan kombinasi hyperparameter terbaik untuk model Naive Bayes menggunakan Grid Search. Hasil dari penerapan tuning (Grid search) pada Naïve Bayes seperti pada gambar 8.



Gambar 8. Confusion Matrix Setelah Tuning

Gambar 8 memberikan penjelasan performa Naïve Bayes setelah tuning (Grid search), dengan hasil TP sebanyak 107, nilai TN sebesar 6, sedangkan FN sebesar 115, dan TN sebesar 1171.

```

=== Evaluasi Naive Bayes setelah Hyperparameter Tuning ===
Best Parameters: {'alpha': 1.0, 'fit_prior': False}
Best CV Accuracy: 0.9054680518319929
      precision    recall  f1-score   support

   Negatif      0.91      0.99      0.95     1177
   Positif      0.95      0.48      0.64      222

 accuracy      0.91     1399
 macro avg      0.93      0.74      0.79     1399
 weighted avg   0.92      0.91      0.90     1399

 Akurasi: 0.9135096497498213
    
```

Gambar 9. Evaluasi Naïve Bayes Setelah Tuning

Berdasarkan Gambar 8 dan 9 sebelum dan setelah melakukan tuning memiliki beberapa perbedaaan dan kenaikan yang cukup baik. Gambar 9 menjelaskan parameter terbaik dengan nilai alpha 1.0 dan fit_prioriti false dengan akurasi 90%, sedangkan nilai akurasi setelah dimasukan data uji pada model menunjukkan nilai akurasi 91%

meningkat 1% hal ini menunjukkan bahwa model bekerja dengan baik karena nilai akurasi meningkat setelah dimasukan data uji. Nilai precision,recall,dan f1-score untuk Negatif cukup baik dan stabil di angka 0.91, 0.99, dan 0.95, sedangkan nilai positif tampak mengalami kenaikan performa pada recall dan f1-score namun sedikit turun pada precision. Untuk lebih mudah membandingkan dapat dilihat dari Tabel 10

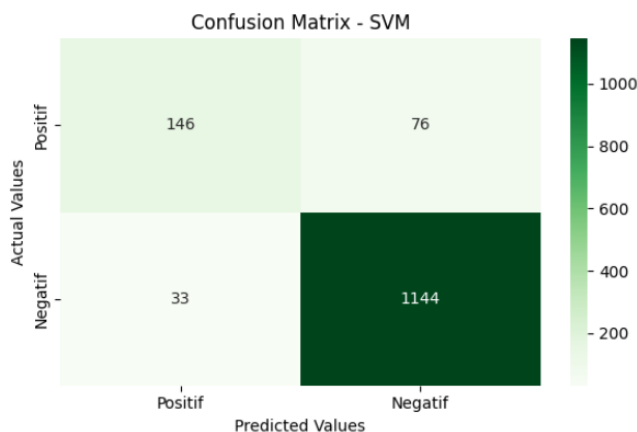
Tabel 10. Perbandingan Naïve Bayes sebelum dan sesudah Tuning

	Naïve Bayes (Sebelum Tuning)			Naïve Bayes (Sesudah Tuning)		
	Negatif	Positif	Average	Negatif	Positif	Average
Precision	0.86	1.00	0.93	0.91	0.95	0.93
Recall	1.00	0.11	0.56	0.99	0.48	0.74
F1-Score	0.92	0.20	0.56	0.95	0.64	0.79
Accuracy	0.86			0.91		

Tabel 10, tabel ini mendeskripsikan perbandingan sebelum dan setelah penerapan *grid search (tuning)* pada algoritma Naïve Bayes. Secara performa keseluruhan Naïve Bayes sesudah tuning menunjukkan peningkatan performa yang cukup baik, *accuracy Naïve Bayes* setelah penerapan *grid search (tuning)* mengalami kenaikan sebesar 5% dengan nilai 91% dan *naive bayes* sebelum tuning nilai akurasinya 86%, nilai rata-rata *macro precision,Recall,F1-Score* pada Naïve Bayes setelah tuning juga lebih unggul dibandingkan dengan sebelum melakukan tuning.

3.6.2 Support Vector Machine

Model support vector machine (SVM) dengan menggunakan kernel linier (*linearSVC*). Tujuan model ini adalah untuk mengidentifikasi penggambaran yang optimal antara kelas-kelas dalam data. Hasil klasifikasi SVM dapat di lihat pada Gambar 10.



Gambar 10. Confusion Matrix SVM

Gambar 10 memberikan gambaran confusion matrix performa SVM, dengan hasil TP sebanyak 147, nilai TN sebesar 33, sedangkan FN sebesar 76. Dan TN sebesar 1144

```

=== Evaluasi SVM ===
              precision    recall  f1-score   support

   Negatif    0.94      0.97      0.95     1177
   Positif    0.82      0.66      0.73      222

 accuracy    0.92      0.92      0.92     1399
 macro avg   0.88      0.81      0.84     1399
 weighted avg 0.92      0.92      0.92     1399

 Akurasi: 0.9220872051465332
    
```

Gambar 11. Evaluasi SVM

Berdasarkan Gambar 11, Nilai akurasi pada algoritma ini sebesar 92%, untuk precision pada negatif sebesar 94% sedangkan positifnya bernilai 82%. Serta nilai pada recall nilai negatif sebesar 97% dengan nilai positif 66%, dan f1-score untuk negatif 95% dan positif 73%. Secara rata-rata precision, recall, f1-score, support dengan nilai 88%,81%, dan 84%. Untuk perbandingan lebih lengkap dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 11. Perbandingan Naïve Bayes Sebelum dan Sesudah Tuning serta SVM

	Naïve Bayes (Sebelum Tuning)			Naïve Bayes (Sesudah Tuning)			Support Vector Machine (SVM)		
	Negatif	Positif	Average	Negatif	Positif	Average	Negatif	Positif	Average
<i>Precision</i>	0.86	1.00	0.93	0.91	0.95	0.93	0.94	0.82	0.88
<i>Recall</i>	1.00	0.11	0.56	0.99	0.48	0.74	0.97	0.66	0.81
<i>F1-Score</i>	0.92	0.20	0.56	0.95	0.64	0.79	0.95	0.73	0.84
<i>Accuracy</i>	0.86			0.91			0.92		

Dari ketiga model yang dideskripsikan pada Tabel 11, secara keseluruhan model SVM lebih baik dibandingkan model yang lain. Berdasarkan akurasi SVM lebih unggul dengan nilai 92%, dari klasifikasi negatif dan positif svm lebih unggul dan lebih stabil, walaupun pada precision average Naïve Bayes lebih baik. Nilai rata-rata *precision, recall, accuracy* pada SVM adalah 88%, 81% dan 84%.

4. KESIMPULAN

Aplikasi Mobile JKN, Sebuah layanan publik milik pemerintah di bidang kesehatan yang dikelola oleh BPJS Kesehatan, merupakan aplikasi yang krusial bagi masyarakat terutama saat sedang sakit. Penelitian ini dengan menggunakan ulasan pada platform penyedia aplikasi online (*Google Play store*) untuk menilai kinerja aplikasi berdasarkan pendapat pengguna. Data ulasan aplikasi Mobile JKN yang diambil dari *Google Play store* dengan menggunakan API *Google Play Scraper*. Sebanyak 7.000 ulasan berhasil dikumpulkan, yang mencakup atribut Score (jumlah bintang) dan Content (isi ulasan/opini). Data-data ini disimpan ke dalam folder CSV yang nantinya akan digunakan sebagai dataset. Dataset dari Ulasan Mobile JKN kemudian masuk dalam pra-pemrosesan, Selama tahap analisis ini, keberadaan data duplikat terdeteksi. Untuk mengatasi masalah ini, data duplikat tersebut dihapus, sehingga menghasilkan total 6.995 data. Sebelum tahap pelatihan, dataset disegmentasi menjadi dua bagian yang berbeda, yang masing-masing ditetapkan sebagai label negatif dan positif. Hasil dari segmentasi data ini menunjukkan bahwa 5.865 ulasan menunjukkan sentimen negatif, sementara 1.130 ulasan menunjukkan sentimen positif. Prosedur selanjutnya adalah membagi dataset ulasan Mobile JKN menjadi dua komponen yang berbeda 80% dialokasikan untuk data pelatihan, sementara sisanya ditetapkan untuk tujuan pengujian. Setelah dilakukan uji coba pada ketiga model yaitu model Naïve Bayes sebelum tuning, Naïve Bayes setelah tuning (menerapkan hyperparameter) dan Support Vector Machine (SVM). Analisis komparatif dari ketiga model tersebut menunjukkan bahwa model SVM menunjukkan kinerja yang lebih unggul, dengan nilai akurasi sebesar 92%, lebih tinggi 6% dibandingkan dengan Naïve Bayes sebelum tuning yang memiliki nilai akurasi sebesar 86%. Selain itu, SVM nilai *accuracy* lebih tinggi 1% dibandingkan dengan Naïve Bayes setelah tuning dengan nilai 91%. Temuan ini menunjukkan bahwa dengan mengimplementasikan grid search, algoritma Naïve Bayes berhasil dioptimalkan, menghasilkan pendekatan yang mendekati algoritma SVM dalam hal akurasi. Dan berdasarkan temuan sebelumnya sentimen terbesar adalah negatif dengan nilai 5864 ulasan, diharapkan dengan adanya temuan ini pihak BPJS kesehatan selaku otoritas pengembang dan pengelola aplikasi Mobile JKN dapat memperbaiki aplikasi sehingga masyarakat lebih puas terhadap pelayanan publik dalam bidang kesehatan melalui aplikasi ini.

REFERENCES

- [1] Z. Yunizar *et al.*, “Analisis Sentimen Pada Twitter Terhadap Aplikasi Mobile Jkn Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Sentiment Analysis on Twitter Regarding the Jkn Mobile Application Using the Naïve Bayes Classifier Method,” *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 9, no. 2, pp. 103–111, 2023.
- [2] N. Maulida, N. Suarna, and W. Prihartono, “Analisis Ulasan Sentimen Aplikasi Mobile Jkn Dengan Algoritma Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 2, pp. 1651–1658, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.9105.
- [3] M. Angelita, S. Lukman, and I. Tahir, “Inovasi Dan Efektivitas Pelayanan Melalui Mobile Jkn Pada Bpjs Kesehatan Di Jakarta Selatan,” *Medium*, vol. 9, no. 2, pp. 292–305, 2022, doi: 10.25299/medium.2021.vol9(2).10073.
- [4] T. Sugihartono and R. R. C. Putra, “Penerapan Metode Support Vector Machine Dalam Classifikasi Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile Jkn,” *SKANIKA Sist. Komput. dan Tek. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 144–153, 2024, doi: 10.36080/skanika.v7i2.3193.
- [5] R. RINJANI and N. Sari, “Analisis Penerapan Aplikasi Mobile Jkn Terhadap Peserta Badan Penyelenggara Jaminan Sosial Kesehatan Cabang Subulussalam,” *PUBLIKA J. Ilmu Adm. Publik*, vol. 8, no. 2, pp. 209–223, 2022, doi: 10.25299/jiap.2022.vol8(2).10491.
- [6] O. B. Kusumawardhani, A. Octaviana, and Y. M. Supitra, “Efektivitas Mobile JKN Bagi Masyarakat : Literature Review,” *Pros. Semin. Inf. Kesehat. Nas.*, pp. 64–69, 2022, [Online]. Available: <https://ojs.udb.ac.id/index.php/sikenas/article/view/1665>
- [7] I. Aida Sapitri and M. Fikry, “Pengklasifikasian Sentimen Ulasan Aplikasi Whatsapp Pada Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine,” *J. TEKINKOM*, vol. 6, no. 1, pp. 1–7, 2023, doi: 10.37600/tekinkom.v6i1.773.
- [8] C. Annisa, M. Afdal, and T. K. Ahsyar, “Perbandingan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dan K-Nearest Neighbor Pada Sentimen Review Aplikasi Mobile JKN,” *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 7, no. 3, p. 1033, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6242.



- [9] E. A. Putri, “Penerapan Algoritma Naïve Bayes pada Analisis Sentimen Aplikasi Traveloka pada Platform Playstore,” vol. 6, no. 3, pp. 1467–1476, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i3.6130.
- [10] D. Kurniawan, M. Najib, and D. Satria, “Analisis Sentimen Opini Publik Tentang Gempa Megathrust di Indonesia Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Naïve Bayes,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 6, no. 3, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i3.6213.
- [11] Y. Ikhsani, I. Permana, F. N. Salisah, and N. E. Rozanda, “Perbandingan Algoritma Support Vector Machine dan Naïve Bayes dalam Menganalisis Sentimen Pinjaman Online di Twitter,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 6, no. 3, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i3.6106.
- [12] M. Sulhan, “Perbandingan Metode Naïve Bayes Dengan SVM Pada Analisis Sentimen Aplikasi Pemesanan Tiket Kapal Ferizy,” vol. 6, no. 4, pp. 0–9, 2025, doi: 10.47065/bits.v6i4.6715.
- [13] Tommy Suhendra, B. Intan, and A. T. Martadinata, “Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Bukalapak di Platform Playstore Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *ESCAF 3rd*, vol. 2, no. 2, pp. 1011–1022, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i2.5528.
- [14] A. Nurian, M. S. Ma’arif, I. N. Amalia, and C. Rozikin, “Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Shopee Pada Situs Google Play Menggunakan Naive Bayes Classifier,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 1, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3631.
- [15] S. F. Amrilah, D. Krisbiantoro, and A. Prasetyo, “Penerapan Metode K-Nearest Neighbors dan Naïve Bayes pada Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Bstation melalui Platform Playstore,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 6, no. 3, pp. 1281–1292, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i3.5863.
- [16] N. Wijaya and E. S. Panjaitan, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Instagram di Google Play Store : Pendekatan Multinomial Naive Bayes dan Berbasis Leksikon,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 6, no. 2, pp. 921–929, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i2.5615.
- [17] M. Gamma, A. Hakim, and F. Irwiensyah, “Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Pengguna Pada Aplikasi BCA Mobile Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 5, no. 4, pp. 911–921, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i3.6119.
- [18] Y. Laia, S. Sandino Berutu, el Pieter Sumihar, and H. Budiati, “Implementasi Library Textblob dan Metode Support Vector Machine Pada Analisis Sentimen Pelanggan Terhadap Jasa Transportasi Online,” *Technol. Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–10, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i1.5090.
- [19] R. T. Aldisa and P. Maulana, “Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Vaksinasi Booster COVID-19 Dengan Perbandingan Metode Naive Bayes, Decision Tree dan SVM,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 106–109, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i1.1581.
- [20] K. S. Putri, I. R. Setiawan, and A. Pambudi, “Analisis Sentimen Terhadap Brand Skincare Lokal Menggunakan Naïve Bayes Classifier,” *Technol. J. Ilm.*, vol. 14, no. 3, p. 227, 2023, doi: 10.31602/tji.v14i3.11259.
- [21] Sarimole Francis Matheos and Septian Wahyu, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Isu Penundaan Pemilu 2024 Pada Twitter Dengan Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine,” *J. Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 3, p. 2024, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.55338/saintek.v5i1.2789>