

Machine Learning

Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Maxim di Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine

*Muhammad Nouval, Fanza Maulana Habibi, Anisya Rahmi, Muhammad Dawam Amru Bittaqwa, Rizki Agustianto, Fuad Nur Hasan **

Fakultas Teknik dan Informatika, Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika, Jakarta, Indonesia

INFORMASI ARTIKEL

Diterima Redaksi: 22 Oktober 2025
Revisi Akhir: 06 Januari 2026
Diterbitkan *Online*: 10 Januari 2026

KATA KUNCI

Analisis Sentimen
Lexicon Based
Maxim
Support Vector Machine
TF-IDF

KORESPONDENSI (*)

Phone: +62 818-253-851
E-mail: fuad.fnu@bsi.ac.id

A B S T R A K

Maxim merupakan salah satu aplikasi transportasi online yang banyak digunakan di Indonesia, sehingga ulasan pengguna menjadi sumber penting untuk mengetahui kualitas layanan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan aplikasi Maxim di Google Play Store menggunakan metode lexicon based dan algoritma klasifikasi Support Vector Machine dan Naïve Bayes. Data sebanyak 400 ulasan diperoleh melalui teknik scraping, kemudian dilakukan tahap pre-processing yang meliputi cleaning, case folding, normalisasi kata, tokenizing, stopword removal, dan stemming. Pelabelan data ulasan dilakukan menggunakan lexicon based dengan tiga kelas sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif, kemudian dilakukan validasi manual untuk meningkatkan akurasi label sentimen. Representasi fitur dilakukan menggunakan TF-IDF dengan parameter unigram dan $min_df=2$. Pengujian dilakukan dengan tiga skenario pembagian data, yaitu 80:20, 70:30, dan 60:40. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki performa yang lebih stabil dibandingkan Naïve Bayes berdasarkan nilai accuracy, precision, recall, F1-score, confusion matrix, dan cross validation.

PENDAHULUAN

Perkembangan yang sangat pesat teknologi saat ini memunculkan inovasi baru untuk menciptakan berbagai aplikasi *mobile* yang dapat memberikan kemudahan untuk masyarakat Indonesia. Menurut Wahyusetyawati Endang dalam (Anisa & Betha, 2024:91) transportasi *online* atau ojek *online* adalah bukti nyata dari perkembangan teknologi saat ini yang berbasis aplikasi. Transportasi ini disambut dengan cukup baik mulai dari awal kemunculannya hingga saat ini dikarenakan masyarakat menganggap hal ini sebagai bentuk inovasi terbaik [1]. Ojek *online* adalah salah satu bentuk transformasi dari ojek konvensional yang sebelumnya hanya singgah di suatu tempat tertentu yang disebut juga ojek pangkalan untuk menunggu dan mendapatkan pelanggan. Ketika ojek *online* menjadi transportasi yang paling banyak digunakan dan negara tidak mengatur hal tersebut, maka yang terjadi adalah pengabaian negara terhadap kepentingan dan perlindungan masyarakatnya [2].

Kini semakin banyak juga layanan transportasi ojek *online* yang bermunculan saat ini, salah satunya adalah Maxim. Maxim adalah sebuah perusahaan yang didirikan di kota Chardinsk, yang terletak di Pegunungan Ural, Rusia, pada tahun 2003. Perusahaan ini awalnya hanya berupa layanan taksi kecil, dan didirikan oleh para insinyur muda dari Kota Kurgan [3]. Aplikasi ini memiliki warna kuning, serta para mitra *driver* juga menggunakan jaket berwarna kuning. Saat ini, Maxim sudah tersedia di sekitar 47 kota di Indonesia. Maxim terkenal dengan harga yang terjangkau. Contohnya di kota-kota seperti Semarang, Solo, dan Yogyakarta, tarif dasarnya masih di bawah Rp10.000 [1].

Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi keterbatasan aplikasi Maxim melalui pendekatan yang komprehensif. Data diambil dari ulasan pengguna di *Google Play Store* agar memastikan cakupan sentimen yang lebih luas dan representatif [4]. *Google Play Store* adalah aplikasi pengunduh yang memiliki fitur yang menarik yaitu sebuah fitur yang berisi ulasan dari para pengguna aplikasinya. Tujuan dari adanya fitur ulasan tersebut adalah sebagai tolak ukur yang cukup efektif dan efisien untuk menemukan informasi pada suatu aplikasi tertentu. Ulasan tersebut bersifat saran positif ataupun keluhan yang bersifat negatif. Ulasan-ulasan yang bersifat positif maupun negatif perlu diawasi dan diurutkan. Namun, proses ini sangat sulit dilakukan secara manual. Oleh karena itu, diperlukan metode yang dapat melaksanakan tugas tersebut.

Metode yang dipakai untuk diimplementasikan yaitu Analisis Sentimen, Analisis sentimen adalah cara dalam pemrosesan bahasa alami untuk mengenali dan mengelompokkan sikap atau pendapat seseorang dalam sebuah teks. Analisis perasaan masyarakat tentang sebuah isu atau topik di media sosial, penilaian terhadap produk atau layanan aplikasi bisa dilakukan dengan menggunakan metode algoritma pembelajaran mesin, seperti *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)* [5]. Salah satu algoritma yang biasa digunakan yaitu *Support Vector Learning (SVM)*. Algoritma Ini adalah algoritma yang sudah dikenal baik dalam menghasilkan solusi optimal untuk melakukan klasifikasi. *SVM* dikembangkan oleh Vapnik sebagai model pembelajaran mesin berbasis kernel yang digunakan untuk klasifikasi serta regresi [6].

TINJAUAN PUSTAKA

Maxim

Maxim adalah salah satu platform transportasi *online* yang sangat populer di Indonesia. Aplikasi ini menghubungkan penumpang dengan pengemudi yang dapat diakses melalui *smartphone*. Maxim hadir sebagai inovasi baru serta pesaing di dunia transportasi *online* [7].

Analisis Sentimen

Menurut Mejova (2009) “analisis sentimen atau penambangan opini adalah bidang studi yang digunakan untuk menganalisis pendapat orang-orang terhadap berbagai entitas seperti produk, layanan, organisasi, individu, masalah, peristiwa, atau topik tertentu. Tujuan utama dari analisis sentimen adalah untuk memahami pendapat seseorang yang bisa dinyatakan secara eksplisit atau disampaikan secara tersirat, apakah itu bersifat positif atau negatif” [8].

Text Mining

Menurut Fitri, Andreswari dan Hasibuan (2019) “*text mining* adalah proses mengolah dan menganalisis data teks yang tidak terstruktur atau semi-terstruktur dengan tujuan mengidentifikasi pola, sketsa, isu, kata kunci, serta atribut lainnya. Sebagai salah satu bidang penting dalam penambangan data, *text mining* bertujuan untuk menemukan kemampuan atau informasi baru yang sebelumnya tidak diketahui, namun memiliki potensi untuk mengubah dan memberikan manfaat dari data teks tersebut” [9]. Tahapan-tahapan dalam *text mining* seperti *tokenizing*, *filtering*, *stemming*.

Support Vector Machine

Menurut Pratiwi & Setiawan (2020) “*Support Vector Machine* adalah metode untuk memprediksi klasifikasi dan regresi” [10]. *SVM* merupakan algoritma pembelajaran mesin berbasis margin untuk klasifikasi dan nuga regresi dengan tujuan untuk menemukan *hyperplane* optimal yang memisahkan dua kelas di ruang input.

Naive Bayes

Menurut A. F. Watratan and D. Moeis (2020) “*Naive Bayes Classifier* merupakan algoritma yang digunakan dengan teknik data mining yang berasal dari teorema bayes. Berdasarkan konsep yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris yaitu Thomas Bayes bahwa teknik pendekatan ini menggunakan probabilitas dan statistic” [11].

Lexicon Based

Menurut Winarso, Yanda dan Syahril (2021) “Metode berbasis leksikon adalah salah satu cara dalam menganalisis sentimen yang menggunakan kamus yang sudah disusun secara manual. Kamus ini berisi daftar kata atau frasa yang terkait dengan perasaan tertentu, seperti positif, negatif, atau netral” [12]. *Lexicon Based* merupakan pendekatan berbasis kamus, setiap kata mempunyai skor polaritas.

Confusion Matrix

Menurut James L. Crowley (2020) “*Confusion matrix* adalah alat yang digunakan untuk menilai bagaimana baiknya model klasifikasi bekerja dalam proses data *mining* atau *machine learning*. Alat ini menunjukkan perbandingan antara hasil yang dikeluarkan oleh model dengan kelas yang sebenarnya dari data yang diujikan. *Confusion matrix* terdiri dari empat bagian, yaitu *True Positive (TP)*, *False Positive (FP)*, *True Negative (TN)*, dan *False Negative (FN)*. Keempat bagian ini digunakan untuk menghitung berbagai ukuran penilaian kinerja model, seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*” [13].

METODOLOGI PENELITIAN

Alur penelitian ini dimulai dari penyiapan data, yang pertama dilakukan yaitu pengambilan data secara *scraping* melalui *Google Play Store*, data yang dikumpulkan yaitu 400 data ulasan aplikasi Maxim. Data yang telah didapat kemudian diolah dalam tahap *preprocessing* untuk membersihkan dan mempersiapkan teks sebelum digunakan dalam proses klasifikasi. Tahapan *preprocessing* yang dilakukan mencakup *cleaning*, *case folding*, normalisasi kata, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Proses ini bertujuan untuk menghilangkan hal-hal yang tidak relevan serta menyamakan bentuk kata agar kualitas fitur yang dihasilkan meningkat.

Selanjutnya dilakukan pelabelan data sentimen menggunakan metode *lexicon based* dengan tiga kelas sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif. Untuk meningkatkan akurasi label, dilakukan validasi manual terhadap hasil pelabelan sentimen agar sesuai dengan makna keseluruhan ulasan. Data yang sudah diberi label kemudian diambil fiturnya dengan metode *TF-IDF* menggunakan kata tunggal dan dua kata. Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan tiga cara pembagian yaitu 80:20, 70:30, dan 60:40. Proses pengklasifikasian dilakukan dengan algoritma *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Penilaian model dilakukan dengan menggunakan akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, serta dinalisis menggunakan *confusion matrix* dan *cross validation* untuk menilai kestabilan performa model. Gambar 1 memperlihatkan tahapan penelitian yang meliputi:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Scraping Data

Teknik *scraping* adalah cara untuk mengubah data yang tidak teratur dari *website* menjadi data yang rapi, sehingga bisa disimpan dan dianalisis di dalam *database* atau *spreadsheet* utama [14]. *Scraping* data dilakukan menggunakan *Python* karena ekosistem pustakanya lengkap, sintaksnya ringkas, dan mudah direplikasi.

2. Pre-processing

Pre-processing data merupakan proses mengubah teks mentah menjadi data terstruktur dan bersih agar representasi datanya akurat untuk model *Support Vector Machine (SVM)* dan *Naïve Bayes* mengurangi *noise*, dan meminimalkan data *leakage*. Proses ini merupakan tahapan terpenting dalam analisis sentimen karena semakin terorganisir data yang digunakan, maka hasil prediksi yang didapatkan akan semakin tepat [15].

a. Cleaning data

Proses dilanjutkan dengan menggunakan situs Google Colab, tahap ini menghapus *noise* seperti tag HTML, URL, simbol spasi berlebih, dan data duplikat.

b. Case Folding

Proses selanjutnya adalah *case folding* yaitu mengubah semua huruf menjadi sama, misalnya kata-kata diubah dari huruf besar menjadi ke huruf kecil semua. Semua huruf dalam data dapat diubah menjadi huruf kecil dengan memakai metode *string.lower()* [16].

c. Normalisasi Data

Proses menyesuaikan kata-kata yang tidak sesuai atau tidak baku menjadi bentuk kata baku sesuai dengan Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), misalnya kata-kata singkatan [12]. Proses ini dengan bantuan kamus dalam format excel yang di dalam lembar kerja berisi dua kolom, yaitu kolom kata tidak baku dan kata baku.

d. *Tokenizing*

Pada tahap ini data akan dipecah menjadi beberapa bagian pada karakter atau kata-kata yang sesuai dengan kebutuhan analisis, setiap unit hasil pemecahan disebut dengan token yang memiliki arti tertentu.

e. *Stopword Removal*

Stopword Removal adalah tahap membuang kata-kata yang tidak penting atau kosa kata yang tidak mempunyai arti. *Stopword* adalah kata yang tidak memiliki makna dan tidak berkaitan dengan informasi yang relevan dalam kasus yang diteliti, biasanya berupa kata depan dan kata topik [16].

f. *Stemming*

Proses menghilangkan kata-kata yang awalnya memiliki imbuhan menjadi kata asal. *Stemming* dilakukan untuk menghilangkan kata yang memiliki pengejaan yang kurang tepat. Setiap bahasa memiliki algoritma *stemming* yang berbeda-beda [17].

3. Pelabelan Data

Pada proses ini dataset akan diberi label positif dan negatif. Penentuan label ini dilakukan otomatis menggunakan metode *lexico based* yang memberikan skor pada setiap kata positif, netral dan negatif terkait ulasan aplikasi Maxim tersebut. Metode berbasis kamus adalah salah satu cara menganalisis teks yang menggunakan daftar kata-kata yang sudah dipilih dan diberi nilai perasaan atau emosi tertentu [12]. Proses ini memungkinkan pengklasifikasian dataset berdasarkan sentimen yang terkandung dalam ulasan, memudahkan analisis dan penggunaan data tersebut dalam pembangunan model.

4. *Splitting Data*

Menurut Sari dan Wibowo (2019) “Setelah tahapan pelabelan data selesai, selanjutnya yaitu melakukan tahapan *splitting* data agar dapat menjadi data *training* dan data *testing*. Pembagian ini berarti memberi kerangka kerja untuk meninjau kumpulan data terlebih dahulu, lalu pada saat itu, pengujian informasi dilakukan untuk memastikan tingkat akurasi. Pada sistem pembagian data, cara bagiannya bisa ditentukan sesuai dengan keinginan pengguna”. Contohnya, pembagian data bisa dilakukan dengan rasio 90:10, 80:20, 70:30, atau 60:40. Data pengujian adalah data yang sebelumnya tidak pernah digunakan dalam penelitian, namun berguna untuk menilai apakah penelitian tersebut berhasil atau tidak, sedangkan data pelatihan adalah data yang akan digunakan dalam melakukan penelitian [18].

5. Pembobotan kata menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)*

Proses selanjutnya, dilakukan pembobotan kata menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)*, pembobotan kata berfungsi untuk mengubah kata berupa teks menjadi numerik. Pembelajaran mesin atau *Machine Learning* akan berjalan baik dan maksimal jika data yang digunakan adalah data berbentuk angka. Oleh karena itu, dalam setiap penelitian dibidang ini, terutama dalam analisis sentimen, data yang berupa kata kata atau kalimat harus diubah menjadi bentuk angka. Proses ini biasanya disebut dengan proses pembobotan kata. Tujuan dari *TF-IDF* adalah untuk menemukan kata-kata yang paling penting dalam sebuah dokumen atau sekumpulan dokumen. *Frekuensi Term (TF)* adalah angka yang menunjukkan seberapa sering sebuah kata muncul dalam sebuah dokumen. Nilai *TF* bisa dihitung dengan rumus yang telah ditentukan [19].

6. Hasil Perbandingan Algoritma *SVM* dan *Naïve Bayes*

Perbandingan algoritma *Support Vector Machine* dan *Naïve Bayes* dilakukan menggunakan dataset dan fitur yang sama, yaitu hasil ekstraksi *TF-IDF*, sehingga perbandingan dapat dilakukan secara adil. Pengujian tersebut dilakukan menggunakan tiga skenario pembagian data, yaitu 80:20, 70:30, dan 60:40.

7. Evaluasi Model

Evaluasi model ini dilakukan untuk menentukan kinerja proses dengan menggunakan *confusion matrix*. Matriks kebingungan adalah cara untuk mengevaluasi seberapa baik model pembelajaran mesin dalam mengklasifikasikan data [20]. Matriks ini terdiri dari tabel 2x2 yang akan memberikan hasil informasi tentang kebenaran dan ketidakbenaran hasil prediksi model tersebut. Evaluasi tidak hanya memperhatikan akurasi keseluruhan, tetapi juga keseimbangan antara presisi dan *recall* di setiap kelas, serta dampak dari ketidakseimbangan data.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Scraping Data

Proses penelitian data ini, diperoleh dengan cara melakukan *scraping* data. Teknik *web scraping* data untuk mengumpulkan data ulasan para pengguna aplikasi Maxim dari *Google Play Store* sebagai sumber tekstual. Setiap aplikasi di *Google Play Store* memiliki identitas unik yang ditentukan oleh *Application ID* atau *appid*. Total data ulasan yang diperoleh melalui *scraping*, memiliki total 400 data ulasan terbaru. Berikut contoh data yang berhasil diambil menggunakan metode *scraping*.

Tabel 1. Hasil Scraping

Username	Rating	At	Content
Joni Hendra	5	1/6/2026 9:22:50 PM	luar biasa
Ngamen Gratis	1	1/6/2026 7:22:19 PM	supir mobilnya pada kurang ajar bawa orang sakit malah di cancel
Komela Sari	5	1/6/2026 8:49:13 PM	masyaallah tabarakallah drivernya baik banget, recommended 😊Nex saya order kembali ya
Mulia Hartiny	5	1/6/2026 7:26:52 PM	memuaskan 👍
FAISAL	1	1/5/2026 9:16:49 PM	tidak bisa auto bit yang di maksud oderan masuk langsung di terima bukan harus geser oder di terima

Pre-Processing

Pada tahap *pre-processing* data yang sudah didapatkan, data akan diproses untuk mencari informasi yang diperlukan dan menghilangkan kata yang tidak penting agar siap digunakan dalam tahap analisis. Berikut contoh hasil dari 6 proses pada tahap *pre-processing* yaitu *cleaning* data, *case folding*, normalisasi data, *tokenizing*, *stopword removal*, *stemming* yang telah dilakukan dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Pre-Processing

Proses	Hasil
Data Ulasan	Mengecewakan, saat aku bayar pakai maxim wallet sering sekali terganti sendiri jadi tunai, lalu saat aku ingin bayar pakai kaspro kebanyakan tidak di terima. Jujur kecewa banget.
Cleaning Data	Mengecewakan saat aku bayar pakai maxim wallet sering sekali terganti sendiri jadi tunai lalu saat aku ingin bayar pakai kaspro kebanyakan tidak di terima Jujur kecewa banget
Caase Folding	mengecewakan saat aku bayar pakai maxim wallet sering sekali terganti sendiri jadi tunai lalu saat aku ingin bayar pakai kaspro kebanyakan tidak di terima jujur kecewa banget
Normalisasi Data	mengecewakan saat aku bayar pakai maxim wallet sering sekali terganti sendiri jadi tunai lalu saat aku ingin bayar pakai kaspro kebanyakan tidak di terima jujur kecewa banget
Tokenizing	['mengecewakan', 'saat', 'aku', 'bayar', 'pakai', 'maxim', 'wallet', 'sering', 'sekali', 'terganti', 'sendiri', 'jadi', 'tunai', 'lalu', 'saat', 'aku', 'ingin', 'bayar', 'pakai', 'kaspro', 'kebanyakan', 'tidak', 'di', 'terima', 'jujur', 'kecewa', 'banget']
Stopword Removal	['mengecewakan', 'bayar', 'pakai', 'maxim', 'wallet', 'terganti', 'tunai', 'bayar', 'pakai', 'kaspro', 'kebanyakan', 'terima', 'jujur', 'kecewa', 'banget']
Stemming	['kecewa', 'bayar', 'pakai', 'maxim', 'wallet', 'ganti', 'tunai', 'bayar', 'pakai', 'kaspro', 'banyak', 'terima', 'jujur', 'kecewa', 'banget']

Hasil Pelabelan Data

Setelah *pre-processing* dilakukan, selanjutnya yaitu ulasan diberi label sentimen menggunakan metode *lexicon based*. Pada tahap ini setiap kata dalam ulasan dibandingkan dengan kamus leksikon yang telah diklasifikasikan ke dalam kategori positif, netral dan negatif. Skor sentimen dari ulasan diperoleh dengan menjumlahkan skor dari seluruh kata yang terdapat pada data ulasan tersebut.

Meskipun metode *lexicon based* mampu memberikan pelabelan data secara otomatis, pendekatan ini memiliki keterbatasan karena tidak mempertimbangkan konteks kalimat secara menyeluruh. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan tahap validasi manual untuk memastikan bahwa label sentimen yang diberikan telah sesuai dengan makna keseluruhan pengguna. Hasil label validasi inilah yang selanjutnya digunakan data latih dan data uji pada tahap perbandingan algoritma *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine*.

Beberapa hasil dari pelabelan ditampilkan pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pelabelan Data

Username	Rating	Ulasan	Sentimen
budi julianto	5	bagus tepat waktu bintang 5	Positif
Jung Anif	1	Fitur dalam aplikasi ini sangatlah rumit dan kurang bisa dipahami. Tampilan aplikasi yang lemot, bisa membuat loading lama dan terjadi eror. Kebetulan saya pertama kali memakai aplikasi ini dan menjelajah isi dari aplikasi ini, lalu tanpa sengaja kepercet order makanan. Waktu sudah order makanan pun tidak ada tampilan yang menampilkan bahwa saya telah order makanan apa. Semoga bisa menjadi masukan untuk memperbaiki fitur dalam aplikasi agar mudah dipahami oleh pengguna baru 👍	Negatif
Yuli Yana	5	bagus pelayanan ya	Netral

Topic Modeling

Menurut Nurlayli dan Nasichuddin (2019) “*Topic modeling* sangat berguna untuk memahami pola, tren, dan informasi yang ada di dalam dataset teks yang besar dan kompleks. *Topic modelling* adalah sebuah teknik dalam analisis teks yang bertujuan untuk mengenali dan menemukan pola-pola topik atau tema yang tersembunyi dalam sekumpulan besar dokumen atau teks. Tujuan utama dari topik *modelling* adalah mengelompokkan dokumen-dokumen yang memiliki isi serupa serta mengidentifikasi kata-kata kunci atau topik utama yang muncul di dalam setiap kelompok tersebut” [12]. Berikut *wordcloud* berdasarkan sentimen setelah pelabelan data menggunakan metode *lexicon based*.



Gambar 2. Wordcloud Positif

Pembobotan TF-IDF

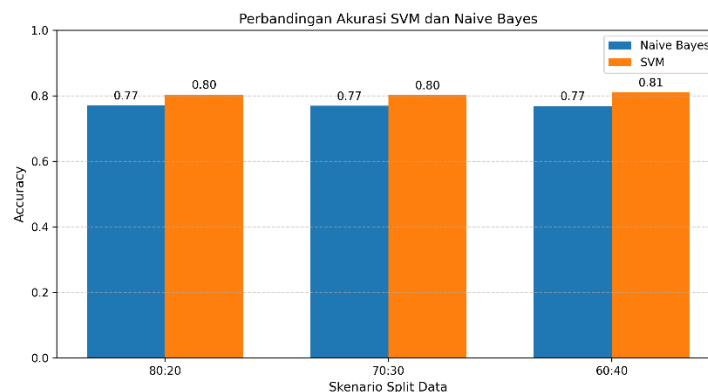
Selanjutnya dilakukan tahap memberi bobot pada kata menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF)* untuk mengubah teks menjadi bentuk angka berdasarkan tingkat pentingnya setiap kata dalam dokumen. Metode ini memberikan nilai bobot yang lebih besar pada kata yang sering muncul dalam satu dokumen, tetapi tidak sering muncul dalam seluruh dokumen di dalam dataset. Pembobotan dilakukan pada kolom ulasan yang sudah dibersihkan menggunakan parameter unigram dengan nilai $min_df = 2$, sehingga kata-kata yang hanya muncul di satu dokumen tidak ikut menjadi fitur. Tujuannya adalah untuk mengurangi gangguan informasi yang tidak penting dan meningkatkan kualitas dari fitur yang digunakan. Nilai TF-IDF dihitung untuk setiap kata dalam setiap dokumen, kemudian dilakukan analisis rata-rata dari bobot kata berdasarkan kelas sentimen untuk menemukan kata-kata yang paling mewakili setiap kelas. Contoh hasil pembobotan TF-IDF dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. hasil TF-IDF

Dokumen	Kata	TF-IDF
1	Mantap	0.315095
4	Baik	1.000000
5	Murah	0.152784
5	Ongkir	0.211580

Hasil Perbandingan Support Vector Machine dan Naive Bayes

Berdasarkan hasil perbandingan *Support Vector Machine* dan *Naive Bayes*, algoritma *SVM* memperoleh nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan *Naive Bayes* pada seluruh skenario pembagian data. *SVM* juga menunjukkan performa yang lebih stabil meskipun jumlah data dikurangi. Selain itu skenario 80:20 menghasilkan akurasi terbaik pada kedua algoritma, yang menunjukkan bahwa jumlah data latih sangat berpengaruh terhadap kinerja model klasifikasi.



Gambar 6. Hasil Perbandingan SVM dan Naive Bayes

Evaluasi Model

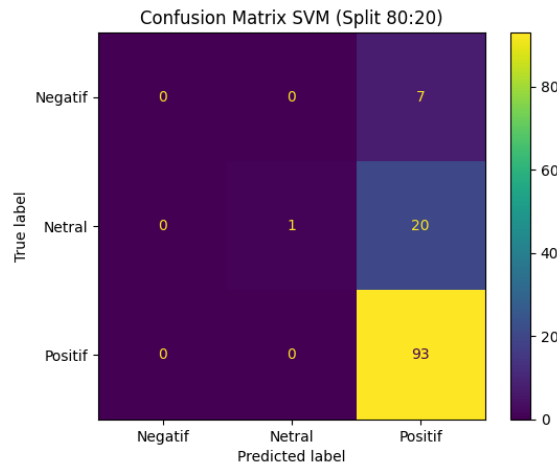
Evaluasi model dilakukan untuk menilai kinerja algoritma *Support Vector Machine* dan *Naive Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan ke dalam tiga kelas, yaitu positif, netral, dan negatif. Evaluasi yang digunakan meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dengan pendekatan *weighted average*. Pengujian dilakukan dengan tiga skenario pembagian data, yaitu 80:20, 70:30, dan 60:40. Berikut hasilnya ada pada tabel 6.

Tabel 6. Hasil Perbandingan Algoritma

Split	Algoritma	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
80:20	Naive Bayes	0.77	0.59	0.77	0.67
80:20	SVM	0.77	0.67	0.77	0.70
70:30	Naive Bayes	0.77	0.59	0.77	0.67
70:30	SVM	0.77	0.68	0.77	0.69
60:40	Naive Bayes	0.77	0.59	0.77	0.67
60:40	SVM	0.78	0.77	0.78	0.69

Analisis Confusion Matrix

Berdasarkan gambar tersebut menunjukkan *confusion matrix* hasil klasifikasi menggunakan algoritma *SVM* pada skenario pembagian data 80:20. Sebagian besar data di kelas positif berhasil diklasifikasikan dengan benar, tetapi di kelas negatif dan netral masih terjadi kesalahan. Ini terjadi karena banyak data dari kedua kelas tersebut diprediksi sebagai kelas positif. Hal ini menunjukkan bahwa model cenderung memprediksi ke kelas yang lebih banyak, sehingga kelas netral dan negatif lebih sulit dibedakan. Meskipun demikian, *SVM* tetap menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mengenali sentimen positif pada dataset ini.



Gambar 7. Confusion Matrix SVM 80:20

Cross Validation

Untuk mengukur kestabilan hasil model, dilakukan pengujian dengan metode *5-fold cross validation* pada algoritma *SVM* dan *Naive Bayes*. Metode ini bekerja dengan membagi data menjadi lima bagian, lalu proses pembelajaran dan pengujian dilakukan secara bergantian sebanyak lima kali. Berdasarkan hasil pengujian tersebut, *SVM* dan *Naive Bayes* menunjukkan nilai akurasi yang relatif konsisten pada setiap *fold*, namun *SVM* memiliki rata-rata akurasi yang sedikit lebih stabil dibandingkan *Naive Bayes*. Hasil ini memperkuat bahwa *SVM* memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik pada dataset ulasan aplikasi maxim. Contoh hasil *5-fold Cross Validation* dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Cross Validation

Fold	Naive Bayes	SVM
1	0.770492	0.737705
2	0.766667	0.783333
3	0.766667	0.766667
4	0.766667	0.766667
5	0.766667	0.766667
Rata-rata	0.767432	0.764208

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi Maxim di Google Play Store, dapat disimpulkan bahwa metode *lexicon based* dengan validasi manual mampu menghasilkan pelabelan sentimen yang lebih sesuai dengan makna keseluruhan ulasan pengguna. Penggunaan representasi fitur dengan TF-IDF dan parameter unigram serta $min_ = 2$ berhasil mengubah data teks menjadi bentuk angka yang dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma *Support Vector Machine* memiliki performa yang lebih stabil dibandingkan *Naive Bayes* pada seluruh skenario pembagian data yaitu, 80:20, 70:30, dan 60:40, terutama pada nilai *precision* dan *F1-score*. Analisis *confusion matrix* menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi masih banyak terjadi pada kelas netral dan negatif karena ketidakseimbangan jumlah data dan lemahnya polaritas kata. Hasil *cross validation* juga memperkuat bahwa *SVM* memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik dibandingkan *Naive Bayes* pada dataset ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Anisa Nur Hasanah and Betha Nurina Sari, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Jasa Ojek Online Maxim Pada Google Play Dengan Metode Naive Bayes Classifier," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 1, pp. 90–96, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i1.3628>
- [2] Ayuta Puspa Citra Zuama, Cut Mutia Dinda, and Djalul Pamungkas, "Telaah Regulasi Ojek Online di Indonesia dalam Perspektif Filsafat Fenomenologi Hukum," *Reformasi Huk.*, vol. 25, no. 1, pp. 21–40, 2021, doi: 10.46257/jrh.v25i1.182.
- [3] M. Fahry, R. Oktaria M, G. D, M. R. Borroek, and A. Feranika, "Analisis Kesuksesan Aplikasi Maxim di Kota Jambi Menggunakan Delone and Mclean," *J. Trends Econ. Account. Res.*, vol. 4, no. 2, pp. 538–547, 2023, doi: 10.47065/jtear.v4i2.1086.
- [4] Hudan Wahyudin, "Analisis Sentimen terhadap Data Ulasan Aplikasi Mobile Banking di Play Store," *Bandung Conf. Ser. Stat.*, vol. 5, no. 2, pp. 171–180, 2025, doi: 10.29313/bcss.v5i2.20693.
- [5] Raksaka Indra Alhaqq, I Made Kurniawan Putra, and Yova Ruldeviyani, "Analisis Sentimen terhadap Penggunaan Aplikasi MySAPK BKN di Google Play Store," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 2, pp. 105–113, 2022, doi: 10.22146/jnteti.v11i2.3528.
- [6] T. M. Permata Aulia, N. Arifin, and R. Mayasari, "Perbandingan Kernel Support Vector Machine (Svm) Dalam Penerapan Analisis Sentimen Vaksinisasi Covid-19," *SINTECH (Science Inf. Technol. J.*, vol. 4, no. 2, pp. 139–145, 2021, doi: 10.31598/sintechjournal.v4i2.762.
- [7] M. Ariandi and D. Marsolina, "Analisis Kepuasan Driver Terhadap Aplikasi Maxim Menggunakan Metode End User Computing Satisfaction (EUCS)," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 10, no. 2, p. 412, 2023, doi: 10.30865/jurikom.v10i2.5819.
- [8] J. Supriyanto, D. Alita, and A. R. Isnain, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) Untuk Analisis Sentimen Publik Terhadap Pembelajaran Daring," *J. Inform. dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 4, no. 1, pp. 74–80, 2023, doi: 10.33365/jatika.v4i1.2468.
- [9] T. Tinaliah and T. Elizabeth, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PrimaKu Menggunakan Metode Support Vector Machine," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 4, pp. 3436–3442, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i4.3586.
- [10] O. I. Gifari, M. Adha, F. Freddy, and F. F. S. Durrand, "Film Review Sentiment Analysis Using TF-IDF and Support Vector Machine," *J. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 36–40, 2022.
- [11] B. Ramadhani and R. R. Suryono, "Komparasi Algoritma Naive Bayes dan Logistic Regression Untuk Analisis Sentimen Metaverse," vol. 8, no. April, pp. 714–725, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7458.
- [12] O. Manullang, C. Prianto, and N. H. Harani, "Analisis Sentimen Untuk Memprediksi Hasil Calon Pemilu Presiden Menggunakan Lexicon Based Dan Random Forest," *J. Ilm. Inform.*, vol. 11, no. 02, pp. 159–169, 2023, doi: 10.33884/jif.v11i02.7987.
- [13] M. F. Nasrullah, R. Rohmat Saedudin, and F. Hamami, "JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika) Journal homepage: <https://jurnal.stkipggritlungagung.ac.id/index.php/jipi> PERBANDINGAN AKURASI ALGORITMA C4.5 DAN K-NEAREST NEIGHBORS UNTUK KLASIFIKASI CURAH HUJAN BERDASARKAN IKLIM INDONESIA," vol. 9, no. 2, pp. 628–638, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.29100/jipi.v9i2.4655>
- [14] A. A. Munandar, F. Farikhin, and C. E. Widodo, "Sentimen Analisis Aplikasi Belajar Online Menggunakan Klasifikasi SVM," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.)*, vol. 8, no. 2, p. 77, 2023, doi: 10.31328/jointecs.v8i2.4747.
- [15] K. S. Putri, I. R. Setiawan, and A. Pambudi, "Analisis Sentimen Terhadap Brand Skincare Lokal Menggunakan Naive Bayes Classifier," *Technol. J. Ilm.*, vol. 14, no. 3, p. 227, 2023, doi: 10.31602/tji.v14i3.11259.
- [16] Idris I, Mustofa Y, and Salihi I, "Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Jambura J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 5, pp. 32–35, 2023.
- [17] N. Agustina, D. H. Citra, W. Purnama, C. Nisa, and A. R. Kurnia, "Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Ulasan Shopee pada Google Play Store," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 47–54, 2022, doi: 10.57152/malcom.v2i1.195.
- [18] R. A. Husen, R. Astuti, L. Marlia, R. Rahmaddeni, and L. Efrizoni, "Analisis Sentimen Opini Publik pada Twitter Terhadap Bank BSI Menggunakan Algoritma Machine Learning," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 2, pp. 211–218, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.901.
- [19] R. Wati, S. Ernawati, and H. Rachmi, "Pembobotan TF-IDF Menggunakan Naive Bayes Pada Sentimen Masyarakat Mengenai Isu Kenaikan BIPIH TF-IDF Weighting Using Naive Bayes on Public Sentiment on The Issue of Rising BIPIH," vol. 13, no. April, pp. 84–93, 2023.
- [20] R. Randy Suryono, "JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika) Journal homepage: <https://jurnal.stkipggritlungagung.ac.id/index.php/jipi> ANALISIS SENTIMEN APLIKASI X PADA GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)," vol. 9, no. 3, pp. 1408–1419, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.29100/jipi.v9i3.5392>