

## Perbandingan Metode *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* pada Analisis Sentimen Aplikasi Mamikos

Muhammad Alfarissi Nurdin<sup>1</sup>, Inayatul Ifadah<sup>2</sup>, Dewa Brata<sup>3</sup>, Sandhy Fernandez<sup>4</sup>

<sup>1234</sup>Sistem Informasi, Universitas Telkom Purwokerto  
Banyumas, Jawa Tengah, Indonesia

<sup>1</sup>alfarissin@student.telkomuniversity.ac.id

<sup>2</sup>inayatulifadah@student.telkomuniversity.ac.id

<sup>3</sup>dewabrata@student.telkomuniversity.ac.id

<sup>4</sup>sandhyf@telkomuniversity.ac.id

Dikirim pada 18-11-2024, Direvisi pada 26-11-2024, Diterima pada 04-12-2024

### Abstrak

Pengguna yang mencari teman sekamar atau properti sewa dapat terhubung satu sama lain menggunakan aplikasi Mamikos. Dengan peringkat rata-rata 4,1 dan 39.000 ulasan, aplikasi Mamikos telah diunduh oleh lebih dari satu juta orang di *Google Playstore*. Ulasan yang diberikan oleh konsumen sangat berharga karena memberikan informasi penting kepada pengembang yang dapat mereka gunakan untuk meningkatkan layanan. Pemrosesan data atau analisis sentimen diperlukan untuk memastikan nada positif, negatif, atau netral ulasan untuk mendapatkan informasi ini. Kombinasi *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* digunakan untuk analisis sentimen. Metode ini meliputi pengumpulan data, pembersihannya, pelabelannya, ekstraksi fitur (TF-IDF), penyeimbangan label (SMOTE), pengklasifikasiannya menggunakan *Naive Bayes* atau *Support Vector Machine*, dan terakhir, evaluasinya. Empat ribu catatan ulasan digunakan. Sebanyak 2.148 ulasan baik, 951 ulasan negatif, dan 896 evaluasi netral diperoleh selama proses pelabelan. Berdasarkan temuan perbandingan kedua pendekatan tersebut, *Support Vector Machine* mencapai performa akurasi yang lebih baik (92% dan 82% untuk *Naive Bayes*).

**Kata Kunci:** Aplikasi Mamikos, *Naive Bayes*, *Support Vector Machine*

*Ini adalah artikel akses terbuka di bawah lisensi [CC BY-SA](#).*



---

#### Penulis Koresponden:

Dewa Brata

Sistem Informasi, Universitas Telkom, Jl. DI Panjaitan No. 128, Karangreja, Purwokerto Selatan, Banyumas, Jawa Tengah, Indonesia  
Email: dewabrata@student.telkomuniversity.ac.id

---

### I. PENDAHULUAN

Aplikasi Mamikos merupakan platform atau aplikasi *online* untuk mencari kost yang menghubungkan antara pemilik dan penyewa, Mamikos menyediakan daftar kos dengan memberikan informasi fasilitas yang lengkap seperti foto dan detail dari setiap kos[1]. Mamikos berupaya memperluas layanan untuk memenuhi kebutuhan pasar dengan menambahkan berbagai macam fitur dan kategori baru sesuai dengan keinginan pengguna, situs mamikos.com juga menyediakan informasi tambahan seperti apartemen, lowongan pekerjaan, serta jual beli barang dan jasa[2].

Dengan total lebih dari lima juta pengguna yang telah mengunduh aplikasi Mamikos serta mendapatkan rating sebesar 4,0 dan mendapatkan lebih dari 40 ribu ulasan, Mamikos dapat dikatakan sebagai aplikasi yang populer[1]. Dengan banyaknya pengguna aplikasi Mamikos tentunya akan memunculkan banyak ulasan di *Google Playstore* tentang aplikasi ini. Ulasan pengguna ini merinci aspek positif dan negatif dari pengalaman mereka dengan aplikasi Mamikos. Umpan balik dari pelanggan seperti Anda membantu pengembang membuat produk mereka lebih baik. Dengan menggunakan temuan dari analisis sentimen, pengembang dapat menentukan bagian mana dari program yang paling disukai pengguna

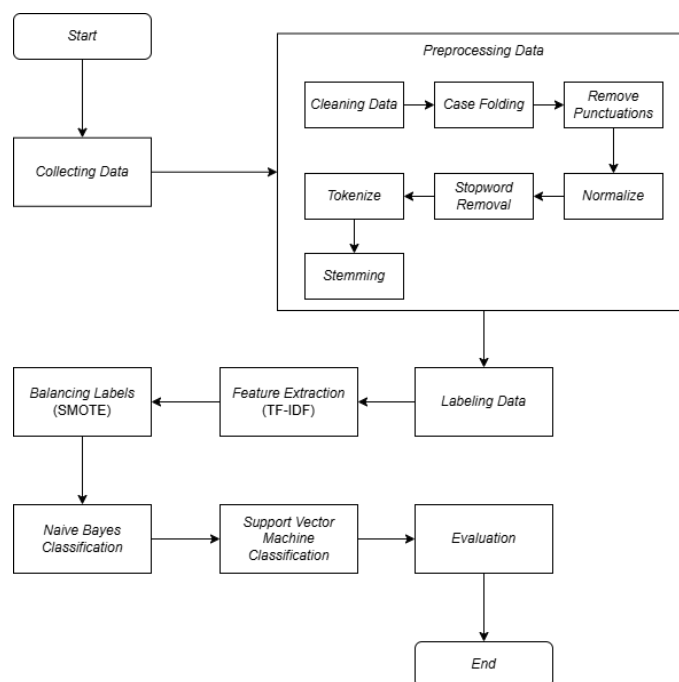
dan bagian mana yang mungkin memerlukan beberapa penyesuaian. Dengan menggunakan analisis sentimen, metode otomatis untuk memahami dan memproses masukan teks untuk pengambilan informasi, seseorang dapat mengidentifikasi opini tentang suatu item. Mengetahui apakah kumpulan teks bersifat netral, positif, atau negatif adalah tujuan dari analisis sentimen. [3].

Terdapat beberapa metode dalam melakukan analisis sentimen, seperti *Naive Bayes*, KNN, *Support Vector Machine*[4]. *Support Vector Machine* digunakan untuk mengklasifikasikan data dalam penelitian ini. *Support Vector Machine* memprediksi label yang menentukan kelas data. Untuk mengoptimalkan jarak antara dua kelas data, model *Support Vector Machine* menghasilkan *hyperplane* (pemisah). Hal ini memaksimalkan pemisahan antara kelas positif dan negatif [5]. Dalam penelitian ini, pendekatan *Naive Bayes*, yang merupakan metode klasifikasi berbasis Teorema Bayes, turut dimanfaatkan. Dengan menggunakan strategi ini, seseorang dapat meramalkan kemungkinan masa depan dengan melihat kejadian sebelumnya [6]. Metode *Naive Bayes* mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dan performansi yang cukup tinggi untuk mengklasifikasikan suatu teks namun sebenarnya metode ini cukup sederhana[7].

Mengingat isu-isu terkini, para peneliti menggunakan teknik *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* pada aplikasi Mamikos untuk analisis sentimen. Diharapkan dapat menghasilkan hasil yang andal menggunakan *Support Vector Machine* dan *Naive Bayes*. Membantu pihak-pihak terkait dengan pemetaan opini publik tentang penggunaan aplikasi Mamikos merupakan tujuan lain dari penelitian ini; membandingkan pendekatan *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* merupakan tujuan lainnya. Lebih jauh, penelitian ini diharapkan dapat menjadi sumber daya tambahan untuk penelitian tentang analisis sentimen.

## II. METODE PENELITIAN

Metode penelitian dalam penelitian ini memiliki beberapa tahapan yang dapat dilihat pada gambar 1. Tahapan penelitian dimulai dari *Collecting data*, *Preprocessing data* (*Cleaning data*, *Case folding*, *Remove punctuation*, *Normalize*, *Stopword removal*, *Tokenize*, *Stemming*), *Labeling data*, *Feature extraction* (TF-IDF), *Balancing labels*, *Naive Bayes Classification*, *SVM*, dan *Evaluation*.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

### A. *Collecting Data*

Langkah pertama adalah mengumpulkan data yang diambil dari ulasan yang ditinggalkan oleh pengguna untuk aplikasi Mamikos di *Google Play*. Data yang digunakan diambil menggunakan teknik *scraping*. Proses *scraping* yang dilakukan memperoleh sebanyak 4000 data. Berikut ini terdapat empat contoh ulasan yang didapatkan dari hasil *scraping*:

Tabel 1. Contoh data yang digunakan

<i>Content</i>
Utk owner, aplikasinya sering ngebug, update kamar jg berubah <sup>2</sup> sendiri tanpa kita edit (berubahnya ngawur pula), chat room jg sering loading lama
Banyak penyewa kost yang bodong cuma buat habisin saldo iklan dan biayanya tidak sesuai dengan performa Mamikos
dengan Mamikos semua urusan kost jadi mudah dan cepat Mamikos memang yg terbaik
keren dan banyak sewa kost kostan, banyak pilihannya

#### B. *Preprocessing Data*

Serangkaian prosedur yang dilakukan sebelum proses pemodelan atau analisis data. *Preprocessing* merupakan proses untuk menyiapkan data seperti menormalkan dan membersihkan sehingga data dapat diolah secara efektif oleh algoritma. Dataset ini terlebih dahulu dibersihkan, diperbaiki, dan diubah tanpa mengubah keasliannya[8]. Berikut adalah tahapan dalam *preprocessing data* :

##### 1) *Cleaning Data*

*Cleaning Data* adalah proses menyediakan data untuk dapat dianalisis dengan cara menghapus atau mengubah data yang salah[9]. Semua data yang disertakan dalam penelitian ini telah melalui pembersihan. Proses pembersihannya hanya melihat apakah ada data yang kosong atau tidak.

##### 2) *Case Folding*

*Case Folding* merupakan tindakan mengubah semua huruf kapital dalam sepotong teks menjadi huruf kecil [10]. Proses ini digunakan dalam penelitian ini untuk mengonversi seluruh teks menjadi huruf kecil. Pada tabel berikut, Anda dapat melihat contoh *case folding*:

Tabel 2. Hasil *Case Folding*

Sebelum <i>Case Folding</i>	Sesudah <i>Case Folding</i>
Utk owner, aplikasinya sering ngebug, update kamar jg berubah <sup>2</sup> sendiri tanpa kita edit (berubahnya ngawur pula), chat room jg sering loading lama	utk owner, aplikasinya sering ngebug, update kamar jg berubah <sup>2</sup> sendiri tanpa kita edit (berubahnya ngawur pula), chat room jg sering loading lama

##### 3) *Remove Punctuations*

*Remove Punctuations* merupakan proses untuk menghapus semua karakter pada teks yang memiliki tanda baca, angka, *emoticon*, dan spasi berlebihan[11]. Contoh dari proses *Remove Punctuations* dapat dilihat dari tabel berikut :

Tabel 3. Hasil *Remove Punctuation*

Sebelum <i>Remove Punctuations</i>	Sesudah <i>Remove Punctuations</i>
utk owner, aplikasinya sering ngebug, update kamar jg berubah <sup>2</sup> sendiri tanpa kita edit (berubahnya ngawur pula), chat room jg sering loading lama	utk owner aplikasinya sering ngebug update kamar jg berubah sendiri tanpa kita edit berubahnya ngawur pula chat room jg sering loading lama

##### 4) *Normalize*

Tujuan dari *normalize data* adalah untuk memastikan bahwa data dibentuk dalam posisi nilai dengan rentang yang sama[12]. Contoh dari proses *normalize* dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4. Hasil *Normalize*

Sesudah <i>Normalize</i>	Sebelum <i>Normalize</i>
mestinya yang liat iklan kita tapi ga login tuh ga potong saldo mamiads karena mereka ga login otomatis ga bakalan kontak kita kalo dia minat lalu mau kontak kita kan mesti login dulu walaupun dia ada login tapi kalo ga kontak kita mestinya juga ga potong saldo mamiads dong banyak yg cuman liat doang jelas kos putri yg lihat malah anak cowo malah banyak juga yg cuman nanya doang	mestinya yang liat iklan kita tapi tidak login itu tidak potong saldo mamiads karena mereka tidak login otomatis tidak bakalan kontak kita kalau dia minat lalu mau kontak kita kan mesti login dulu walaupun dia ada login tapi kalau tidak kontak kita mestinya juga tidak potong saldo mamiads dong banyak yang cuman liat doang jelas kos putri yang lihat malah anak cowo malah banyak juga yang cuman nanya doang

5) *Stopword Removal*

*Stopword Removal* Nama lain untuk teknik ini adalah penghapusan kata bantu, dan tujuannya adalah untuk menghilangkan kata-kata dari teks yang sering tidak memberikan informasi berguna [13]. Tabel berikut mengilustrasikan penggunaan Penghapusan Stopword:

Tabel 5. Hasil *Stopword Removal*

Sebelum <i>Stopword Removal</i>	Sesudah <i>Stopword Removal</i>
diberikan kesempatan dan kolom review bagi penyewa kos tapi honest review saya hilang begitu saja jujur saja saya pun jadi salah satu yang tertipu dengan rating palsu suatu kos aplikasi ini jadi tidak kredibel untuk cari kost	diberikan kesempatan kolom review penyewa kos honest review hilang jujur saja saya jadi salah satu tertipu rating palsu suatu kos aplikasi jadi kredibel cari kost

6) *Tokenize*

*Tokenize* tokenisasi adalah proses untuk memecah potongan besar teks atau kalimat menjadi bagian yang lebih kecil, seperti frasa, tanda baca, kata, atau bahkan karakter. [14][15]. Berikut adalah tabel yang menunjukkan cara kerja proses *Tokenize*:

Tabel 6. Hasil *Tokenize*

Sebelum <i>Tokenize</i>	Setelah <i>Tokenize</i>
aplikasinya memang bagus banyak pilihan kost kenapa kesempatan menanyakan alamat lengkap dibatasi jadi mempersulit cara mengukur jarak kost tempat dituju jadi mohon update aplikasinya bisa memberi kesempatan terbatas menanyakan alamat lengkap	[aplikasinya, memang, bagus, banyak, pilihan, kost, kenapa, kesempatan, menanyakan, alamat, lengkap, dibatasi, jadi, mempersulit, cara, mengukur, jarak, kost, tempat, dituju, jadi, mohon, update, aplikasinya, bisa, memberi, kesempatan, terbatas, menanyakan, alamat, lengkap]

7) *Stemming*

*Stemming* adalah prosedur yang berupaya memperoleh bentuk kata yang paling sederhana dengan menghilangkan imbuhan dan akhirnya [15]. Anda dapat melihat proses *Stemming* beraksi pada tabel 7.

Tabel 7. Hasil *Stemming*

Sebelum <i>Stemming</i>	Sesudah <i>Stemming</i>
diberikan kesempatan kolom review penyewa kos honest review hilang jujur saja saya jadi salah satu tertipu rating palsu suatu kos aplikasi jadi kredibel cari kost	beri sempat kolom review sewa kos honest review hilang jujur saja saya jadi salah satu tipu rating palsu suatu kos aplikasi jadi kredibel cari kost

### C. Labeling Data

*Dataset* yang telah diperoleh sebelumnya akan dilanjutkan pada tahap pelabelan yang diklasifikasikan menjadi sentimen positif atau negatif, tujuan dari proses ini adalah untuk menggambarkan objek data dan membantu memahami pola yang digunakan untuk mengidentifikasi data [16]. Contoh dari hasil proses *Labeling Data* dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil *Labeling Data*

Ulasan	Sentimen
mudah cari tempat kos kurang fast respon sih kalau yang pesan tetap bantu	Positif
banyak sewa kost bodong cuma buat habisin saldo iklan biaya sesuai performa Mamikos	Negatif

### D. Feature Extraction (TF-IDF)

Untuk menentukan kepentingan relatif kata-kata dalam sebuah frasa, pendekatan ekstraksi TF-IDF sangat membantu. Tujuan TF-IDF adalah menggunakan frekuensi kemunculan sebuah kata untuk menghitung bobotnya dalam sebuah teks [17]. Frekuensi kemunculan suatu istilah dalam dokumen disebut Frekuensi Istilah (TF), sedangkan Frekuensi Dokumen Terbalik (IDF) memprioritaskan kata-kata yang lebih jarang muncul [18]. Rumus dari TF-IDF yaitu [19]:

Rumus TF yaitu:

$$TF(d, t) = f(d, t) \quad (1)$$

Rumus IDF yaitu:

$$IDF(t) = 1 + \log \log \frac{N}{df(t)} \quad (2)$$

Rumus TF-IDF yaitu:

$$TF - IDF = TF(d, t) \cdot IDF(t) \quad (3)$$

Dimana:

- t = kata atau istilah tertentu (term)
- TF = jumlah kemunculan suatu term.
- F(d,t) = frekuensi kemunculan term t dalam dokumen d
- Nd = total jumlah dokumen dalam koleksi
- Df(t) = jumlah dokumen yang mengandung term t

### E. Balancing Labels (SMOTE)

*Balancing labels* merupakan proses yang berguna untuk menyeimbangkan jumlah data di setiap kelas dalam suatu dataset, *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) adalah salah satu teknik yang dapat digunakan untuk melakukan *balancing labels* yang bertujuan untuk meningkatkan kinerja model [20][21].

### F. Naive Bayes Classification

*Naive Bayes* adalah pendekatan langsung untuk kategorisasi, Naif Dengan menggunakan kombinasi data dan frekuensi kemunculannya, Bayes menghitung probabilitas kelas data. Untuk menentukan kelas variabel, metode ini menerapkan teorema Bayes dan beroperasi dengan asumsi bahwa setiap karakteristik bersifat independen dari semua karakteristik lainnya. Thomas Bayes, seorang ilmuwan dari Inggris, menemukan teknik ini untuk meramalkan kemungkinan terjadinya suatu kejadian menggunakan fakta atau pengalaman masa lalu. Rumusan Teorema Bayes berikut menjadi dasar prediksi [22]:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(H)} \quad (4)$$

Di mana :

X = Data yang belum diketahui kelasnya.

H = Pernyataan hipotesis bahwa X termasuk dalam kelas tertentu.

P(H|X) = Probabilitas hipotesis H benar dengan mempertimbangkan data X.

P(H) = Nilai awal atau peluang prior dari hipotesis H tanpa mempertimbangkan data.

P(X|H) = Probabilitas terjadinya data X jika hipotesis H benar.

P(X) = Probabilitas keseluruhan terjadinya data X, tanpa memperhitungkan hipotesis apa pun.

#### G. Support Vector Machine Classification

*Support Vector Machine* adalah teknik pembelajaran terbimbing berbasis matematika yang rumit untuk klasifikasi data, SVM berfungsi untuk menemukan *hyperplane* optimal yang mampu memisahkan data dari berbagai kelas dengan cara memaksimalkan jarak antar kelas tersebut[23]. Terdapat dua *hyperplane* dalam SVM, yaitu *hyperplane* linear dan *hyperplane* nonlinear. Jika terdapat sebuah *hyperplane* linear yang mampu memisahkan data secara sempurna, maka SVM tersebut disebut SVM linear. Berikut rumus SVM linear yang digunakan[16]:

$$f(x) = \text{sign}(w \cdot x + b) \quad (5)$$

Di mana:

f(x) = fungsi yang digunakan untuk membuat prediksi

w = vektor normal yang merepresentasikan *hyperplane*.

x = vektor yang berisi fitur-fitur dari data input.

b = bias atau nilai *intercept* yang menyesuaikan posisi *hyperplane*.

Untuk mengatasi masalah klasifikasi dalam SVM, dapat menggunakan beberapa jenis kernel, di antaranya:

- a. Kernel Linear

$$K(x, y) = (x \cdot y) \quad (6)$$

- b. Kernel Polinomial

$$K(x, y) = (x \cdot y + c)^d \quad (7)$$

- c. Kernel Radial Basis Function (RBF)

$$K(x, x') = \exp(-\gamma(x, y)^2) \quad (8)$$

Dimana:

C = parameter

Cost = parameter gamma

c = coefficient

d = pangkat

#### H. Evaluation

*Confusion Matrix* digunakan untuk menilai seberapa baik model kategorisasi menjalankan tugasnya. Tabel ini menilai empat kemungkinan hasil dari proses kategorisasi: TF, TN, FP, dan FN, atau True Positive dan False Negative, secara berurutan. Anda dapat menghitung ukuran evaluasi seperti f1-score, recall (sensitivitas), akurasi, dan presisi menggunakan matriks kebingungan untuk melakukan investigasi mendalam terhadap kinerja model. Rumus untuk matriks kebingungan adalah [24]:

- Accuracy

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (9)$$

- Recall

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

- Precision

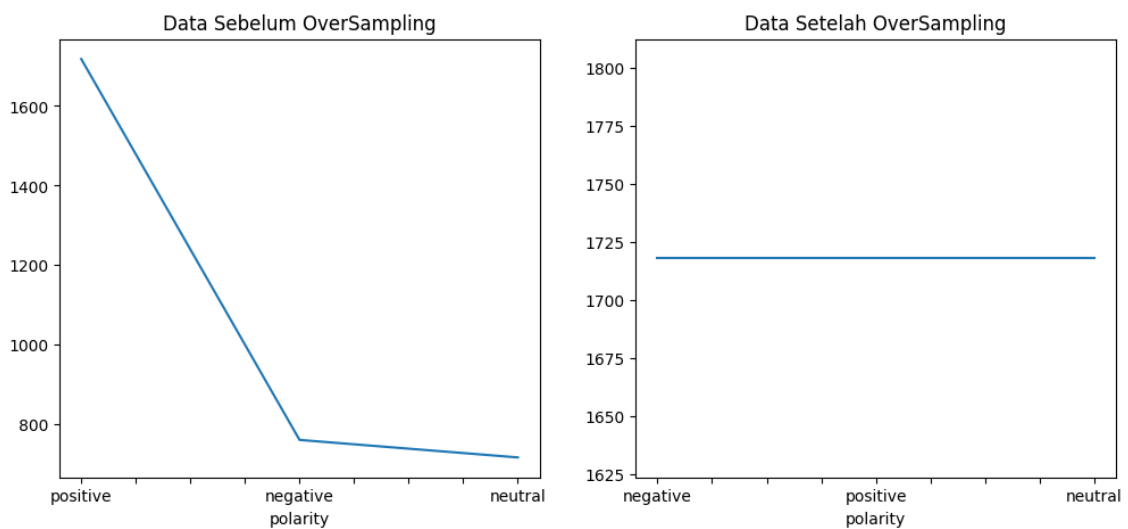
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

- F1 - Score

$$F1 - Score = \frac{2 * Recall * Precision}{Recall + Precision} \quad (12)$$

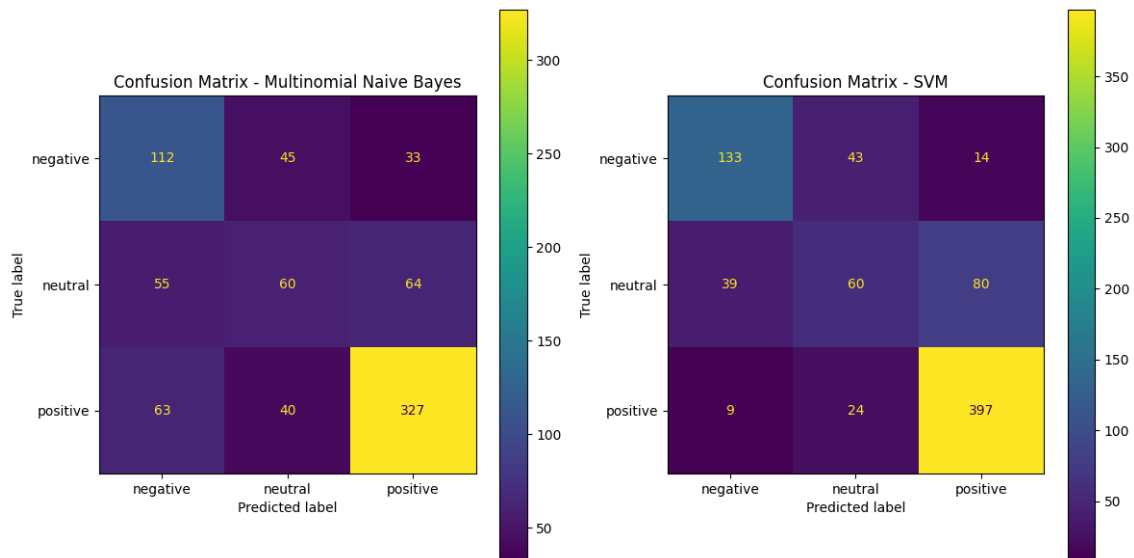
### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Aplikasi Mamikos yang tersedia di *Google Playstore* digunakan untuk *crawling* data ulasan, yang menghasilkan 4000 data yang diambil pada bulan November 2024. Dataset terdiri dari 4000 data, tetapi setelah proses *cleaning* data menjadi 3995 data karena konten duplikat dihapus. Pelabelan otomatis menghasilkan 2148 ulasan positif, 951 ulasan negatif, dan 896 ulasan netral. Selanjutnya, pembagian data dilakukan dengan rasio 80:20, dengan 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *test*. Karena label positif lebih banyak digunakan, teknik *oversampling* digunakan karena data tidak seimbang. Gambar 2. menunjukkan hasil dari *oversampling*.



Gambar 2. Hasil Oversampling

Gambar 3. menunjukkan nilai yang dihasilkan dari pemodelan algoritma *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* pada *Confusion matrix*.



Gambar 3. Confusion matrix Naive Bayes dan SVM

Nilai *True Positive* (TF), Nilai *True Negative* (TN), Nilai *False Positive* (FP), dan Nilai *False Negative* (FN) dapat diidentifikasi pada Gambar 2. Hasil perhitungan untuk nilai *accuracy*, nilai *precision*, nilai *recall*, dan nilai *f1-score* dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Perhitungan Evaluasi *Naive Bayes*

Evaluasi	<i>Naive Bayes</i>	SVM
<i>Accuracy</i>	82%	92%
<i>Precision</i>	82%	92%
<i>Recall</i>	82%	92%
<i>F1-score</i>	82%	92%

Berdasarkan hasil pengujian, *Support Vector Machine* berhasil mencapai akurasi lebih tinggi sebesar 92%, sedangkan *Naive Bayes* hanya mencapai akurasi sebesar 82%..

#### IV. KESIMPULAN

Setelah membandingkan pendekatan *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* untuk analisis sentimen di aplikasi Mamikos, para peneliti menemukan bahwa:

1. Ada 2148 poin data ulasan yang positif, yang menunjukkan bahwa pengguna aplikasi Mamikos cenderung memberikan evaluasi yang baik terhadap aplikasi tersebut. Dibandingkan dengan 896 ulasan netral dan 951 ulasan buruk, angka positif lebih tinggi.
2. Hasil ini menunjukkan bahwa konsumen memiliki pengalaman positif dengan aplikasi Mamikos. Klasifikasi menggunakan metode *Naive Bayes* menghasilkan akurasi 82%, skor f1 81%, presisi 82%, dan penarikan kembali 82% pada data yang dibagi dengan pelatihan 80% dan pengujian 20%. Metode *Support Vector Machine* mencapai penarikan kembali, presisi, skor f1, dan akurasi sebesar 92% dalam temuan klasifikasinya. Pendekatan *Support Vector Machine* mengungguli teknik *Naive Bayes* dalam hal akurasi, menurut temuan antara kedua pendekatan tersebut.

#### UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis bersyukur kepada Tuhan Yang Maha Esa atas kebaikan dan karunia-Nya yang memungkinkan peneliti untuk merencanakan dan melaksanakan penelitian ini. Ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya ditujukan kepada dosen kelas Pemrograman Bahasa Alami, yang telah menjadi sumber informasi dan arahan yang sangat berharga selama proses penelitian. Pembimbing yang telah membantu mengarahkan,



memberi saran, dan memberikan dukungan kepada peneliti juga sangat kami hargai. Semua dorongan, bantuan, dan dukungan selama proses ini sangat kami hargai.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. D. Destina, A. Hafya Martiza, W. Utami, A. Muhtada, And J. A. Rakaditya, “Penggunaan Aplikasi Mamikos Oleh Mahasiswa Universitas Negeri Semarang Untuk Mempermudah Mendapatkan Kos,” Vol. 1, No. 4, Pp. 563–577, 2022.
- [2] F. . Ashari, A. Amini, A. . Lubis, And P. . Silalahi, “Efektivitas Aplikasi Mamikos Dalam Meningkatkan Visitor Dan Pemasaran Kos Di Kota Medan,” *J. Manaj. Akunt.*, Vol. 2, No. 3, Pp. 745–754, 2022.
- [3] A. Saputra And F. Noor Hasan, “Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Coffee Meets Bagel Dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier,” *Sibatik J. J. Ilm. Bid. Sos. Ekon. Budaya, Teknol. Dan Pendidik.*, Vol. 2, No. 2, Pp. 465–474, 2023.
- [4] M. Diki Hendriyanto, A. A. Ridha, And U. Enri, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mola Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Sentiment Analysis Of Mola Application Reviews On Google Play Store Using Support Vector Machine Algorithm,” *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, Vol. 5, No. 1, Pp. 1–7, 2022.
- [5] S. Rabbani, D. Safitri, N. Rahmadhani, A. A. F. Sani, And M. K. Anam, “Perbandingan Evaluasi Kernel Svm Untuk Klasifikasi Sentimen Dalam Analisis Kenaikan Harga Bbm,” *Malcom Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, Vol. 3, No. 2, Pp. 153–160, 2023.
- [6] A. Y. Simanjuntak, I. S. S. Simatupang, And Anita, “Implementasi Data Mining Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Untuk Data Kenaikan Pangkat Dinas,” *J. Sci. Soc. Res.*, Vol. 4307, No. 1, Pp. 85–91, 2022.
- [7] A. N. Hasanah And B. N. Sari, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Jasa Ojek Online Maxim Pada Google Play Dengan Metode Naïve Bayes Classifier,” *J. Inform. Dan Tek. Elektro Terap.*, Vol. 12, No. 1, Pp. 90–96, 2024.
- [8] K. B. Sirait, M. N. Ermawati, N. Casie, P. Studi Teknik Informatika, S. Amik Riau, And C. Author, “Sentimas: Seminar Nasional Penelitian Dan Pengabdian Masyarakat Grouping Of Egg Production In West Java Province Using The K-Means Algorithm Pengelompokan Produksi Telur Di Provinsi Jawa Barat Dengan Menggunakan Algoritma K-Means,” *Semin. Nas. Penelit. Dan Pengabd. Masy.*, Pp. 207–217, 2022.
- [9] Oon Wira Yuda, Darmawan Tuti, Lim Sheih Yee, And Susanti, “Penerapan Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Metode Random Forest,” *Satin - Sains Dan Teknol. Inf.*, Vol. 8, No. 2, Pp. 122–131, 2022.
- [10] 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.
- [11] T. Ernayanti, M. Mustafid, A. Rusgiyono, And A. R. Hakim, “Penggunaan Seleksi Fitur Chi-Square Dan Algoritma Multinomial Naïve Bayes Untuk Analisis Sentimen Pelanggan Tokopedia,” *J. Gaussian*, Vol. 11, No. 4, Pp. 562–571, 2023.
- [12] Ahmad Harmain, P. Paiman, H. Kurniawan, K. Kusriani, And Dina Maulina, “Normalisasi Data Untuk Efisiensi K-Means Pada Pengelompokan Wilayah Berpotensi Kebakaran Hutan Dan Lahan Berdasarkan Sebaran Titik Panas,” *Tek. Teknol. Inf. Dan Multimed.*, Vol. 2, No. 2, Pp. 83–89, 2022.
- [13] D. Toresa, S. Rico Francisco Sitorus, I. Muzdalifah, F. Wiza, And R. Syelly, “Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Penggunaan Dompot Digital Dana Menggunakan Metode Klasifikasi Support Vector Machine,” *Technologica*, Vol. 3, No. 2, Pp. 64–74, 2024.
- [14] D. Pratmanto *Et Al.*, “Analisa Sentimen Persepsi Masyarakat Terhadap Aplikasi Bea Cukai Mobile Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan K-Nearest,” Vol. 12, No. 2, Pp. 92–100, 2024.

- 
- [15] V. Oktaviana Yamin, A. Tenriawaru, L. Ode Saidi, And G. Arviana Rahman, “Penerapan Naïve Bayes Classifier Dengan Algoritma Nazief Dan Adriani Untuk Deteksi Hoaks,” *Pros. Semin. Nas. Pemanfaat. Sains Dan Teknol. Inf.*, Vol. 1, No. 1, Pp. 335–344, 2023.
- [16] F. P. Nursyamsyi And F. N. Hasan, “Klik: Kajian Ilmiah Informatika Dan Komputer Klasifikasi Sentimen Terhadap Aplikasi Identitas Kependudukan Digital Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan Svm,” *Media Online*, Vol. 4, No. 3, Pp. 1788–1798, 2023.
- [17] Regina, T. H. Saragih, And D. Kartini, “Analisis Sentimen Brand Ambassador Bts Terhadap Tokopedia Menggunakan Klasifikasi Bayesian Network Dengan Ekstraksi Fitur Tf-Idf,” *J. Inform. Polinema*, Vol. 9, No. 4, Pp. 383–390, 2023.
- [18] R. Wati, S. Ernawati, And H. Rachmi, “Pembobotan Tf-Idf Menggunakan Naïve Bayes Pada Sentimen Masyarakat Mengenai Isu Kenaikan Bipih,” *J. Manaj. Inform.*, Vol. 13, No. 1, Pp. 84–93, 2023.
- [19] F. S. Alnaz And W. Maharani, “Analisis Emosi Melalui Media Sosial Twitter Dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes Dan Perbandingan Fitur N-Gram Dan Tf-Idf,” *Eproceedings ...*, Pp. 1–14, 2021.
- [20] K. Aditya, A. Wisnu, And A. M. A. Rahim, “Analisis Perbandingan Algoritma Xgboost Dan Algoritma Random Forest Untuk Klasifikasi Data Kesehatan Mental,” Vol. 2, No. 5, Pp. 808–818, 2024.
- [21] M. R. Hunafa And A. Hermawan, “Klik: Kajian Ilmiah Informatika Dan Komputer Perbandingan Algoritma Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbor Pada Imbalance Class Dataset Penyakit Diabetes,” *Media Online*, Vol. 4, No. 3, Pp. 1551–1561, 2023.
- [22] R. Rachman And R. N. Handayani, “Klasifikasi Algoritma Naive Bayes Dalam Memprediksi Tingkat Kelancaran Pembayaran Sewa Teras Umkm,” *J. Inform.*, Vol. 8, No. 2, Pp. 111–122, 2021.
- [23] R. W. Pratiwi, S. F. H, D. Dairoh, D. I. Af'idah, Q. R. A, And A. G. F, “Analisis Sentimen Pada Review Skincare Female Daily Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm),” *J. Informatics, Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*, Vol. 4, No. 1, Pp. 40–46, 2021.
- [24] Y. Bambang Seran And S. Supatman, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kinerja Kerja Presiden Joko Widodo Enggunakan Algoritma Support Vector Machine,” *Jati (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, Vol. 8, No. 4, Pp. 7190–7195, 2024.