Remik: Riset dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer
Volume 10, Number 4, Oktober 2026
http://doi.org/10.33395/remik.v10i4.16800
e-ISSN : 2541-1330
p-ISSN : 2541-1332

Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dengan Metode *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* (Studi Kasus: Behance dan Pinterest)

[1]Asmat Ismail Marzuki, [2] Jefina Tri Kumalasari
[1,2]Universitas Bina Sarana Informatika, Kota Bekasi, Indonesia

[1]asmatismail239@gmail.com, [2]jefina.jtk@bsi.ac.id

*Penulis Korespondensi
Diajukan : 27/08/2026
Diterima : 17/10/2026
Dipublikasi : 17/10/2026

ABSTRAK
Perkembangan aplikasi digital mendorong pengguna memberikan ulasan sebagai umpan balik kualitas layanan. Banyaknya ulasan menyebabkan analisis manual kurang efektif, sehingga diperlukan analisis sentimen otomatis. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Behance dan Pinterest menggunakan algoritma *Naïve Bayes* (NB) dan *Support Vector Machine* (SVM) serta membandingkan performa keduanya. *Dataset* diperoleh melalui teknik *web scraping* dari Google Play Store sebanyak 1.418 ulasan (709 ulasan Behance dan 709 ulasan Pinterest). Tahapan *text preprocessing* meliputi *Transform Cases, Tokenize, Stopwords Removal, Filter Token,* dan *Stem Dictionary*. Selanjutnya dilakukan pembobotan *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dan penyeimbangan kelas menggunakan SMOTE *Upsampling*. Klasifikasi dilakukan menggunakan *Cross Validation* pada RapidMiner dengan evaluasi *Accuracy, Precision, Recall*, dan *F1-Score*. Hasil penelitian menunjukkan *Support Vector Machine* (SVM) memberikan performa lebih baik dibandingkan *Naïve Bayes* (NB) pada kedua *dataset*. Pada *dataset* Behance, *Support Vector Machine* (SVM) memperoleh akurasi 90,14%, sedangkan *Naïve Bayes* (NB) memperoleh 67,45%. Pada *dataset* Pinterest, *Support Vector Machine* (SVM) memperoleh akurasi 82,47%, sedangkan *Naïve Bayes* (NB) memperoleh 60,38%. Kesimpulannya, *Support Vector Machine* (SVM) lebih efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi dibandingkan *Naïve Bayes* (NB).

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Behance, *Naïve Bayes,* Pinterest*, Support Vector Machine*.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan aplikasi digital mendorong pengguna memberikan ulasan sebagai umpan balik terhadap kualitas layanan. Banyaknya volume ulasan yang masuk setiap hari menyebabkan evaluasi secara manual menjadi sangat tidak efektif, sehingga dibutuhkan pendekatan analisis sentimen otomatis yang memadukan teknik *text mining* dan *Natural Language Processing* (NLP) (Ruus et al., 2022). Penelitian ini mengangkat dua *platform* berbasis konten visual, yaitu Behance dan Pinterest, yang sering ditempatkan dalam kategori serupa namun memiliki fungsi esensial yang berbeda. Dalam konteks kebutuhan akademis dan profesional, Behance dimanfaatkan sebagai media portofolio digital bagi desainer dan kreator kreatif untuk mempublikasikan hasil karya serta membangun jejaring profesional (Rusdiyana et al., 2026). Di sisi lain, Pinterest merupakan platform pencarian referensi visual dengan skala pengguna global yang mencapai hampir 450 juta pengguna aktif setiap bulannya (Pinterest, 2023). Meskipun menawarkan berbagai kemudahan, pengguna masih sering dihadapkan pada kendala teknis seperti antarmuka yang kurang intuitif, respons aplikasi yang lambat, hingga masalah pada fitur pencarian dan pengunggahan berkas yang diekspresikan secara terbuka melalui ulasan Google Play Store.

This is a Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

e-ISSN : 2541-1330
p-ISSN : 2541-1332

Research gap utama dalam penelitian ini terletak pada keterbatasan studi komparatif yang secara khusus menelaah dan menguji performa algoritma *Naïve Bayes* (NB) dan *Support Vector Machine* (SVM) pada dua *platform* visual dengan karakteristik struktur bahasa dan pola interaksi pengguna yang berbeda kontras. Berdasarkan statistik deskriptif dari total dataset sebanyak 1.418 ulasan (709 ulasan Behance dan 709 ulasan Pinterest) yang dikumpulkan melalui *web scraping*, teridentifikasi perbedaan signifikan pada karakteristik panjang teks dan pola bahasa. *Dataset* Behance memiliki rata-rata panjang ulasan yang lebih panjang, struktur kalimat yang kompleks, dominasi istilah teknis desain, serta kerap menggabungkan pujian dan kritik dalam satu kalimat. Sebaliknya, *dataset* Pinterest didominasi oleh ulasan yang sangat singkat (berdurasi satu hingga dua kata) yang bersifat ekspresif dan emosional.

Persoalan ilmiah yang belum terjawab adalah bagaimana variasi panjang teks dan kerapatan fitur *(feature density)* pada domain visual yang berbeda ini memengaruhi tingkat generalisasi serta performa algoritma klasifikasi probabilistik seperti *Naïve Bayes* (NB) yang mengasumsikan independensi antar kata ketika berhadapan dengan model pemisah *hyperplane* optimal seperti *Support Vector Machine* (SVM). Apakah model linier berbasis *margin* pada *Support Vector Machine* (SVM) mampu mempertahankan kestabilan akurasi secara konsisten pada teks pendek yang minim konteks maupun pada teks panjang yang kaya istilah teknis dibandingkan *Naïve Bayes* (NB)? Untuk menjawab persoalan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis distribusi sentimen ulasan pengguna Behance dan Pinterest, mengimplementasikan algoritma *Naïve Bayes* (NB) dan *Support Vector Machine* (SVM) dengan pembobotan *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) serta *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) *Upsampling*, dan membandingkan kinerja kedua model secara komprehensif berdasarkan metrik *Accuracy, Precision, Recall,* dan *F1-Score*.

II. STUDI LITERATUR

Studi yang dilakukan oleh (Ruus et al., 2022). menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* (NB) mampu menghasilkan klasifikasi yang stabil pada teks sederhana, namun kinerjanya cenderung menurun ketika dihadapkan pada data dengan variasi kata yang kompleks. Dalam domain ulasan aplikasi seluler, (Pondra Lesmana & Wijaya, 2023) mengevaluasi ulasan aplikasi musik Joox dan menemukan bahwa *Support Vector Machine* (SVM) memperoleh akurasi sebesar 55%, sedikit lebih unggul dibanding *Naïve Bayes* (NB) sebesar 52,5%. Temuan serupa dicatatkan oleh (Irnawati & Solecha, 2023) pada ulasan aplikasi Flip, di mana *Support Vector Machine* (SVM) mencatatkan akurasi sebesar 88,61% dan *Naïve Bayes* (NB) sebesar 88,24%.

Perkembangan metode penanganan data tidak seimbang *(imbalanced data)* turut memperkuat performa algoritma klasifikasi teks. (Saputra et al., 2025) menegaskan keunggulan *Support Vector Machine* (SVM) yang mencapai akurasi 88,85% dibandingkan *Naïve Bayes* (NB) sebesar 72,64% ketika diintegrasikan dengan teknik penyeimbangan kelas SMOTE pada data media sosial. Selain itu, kombinasi teknik SMOTE dan pembobotan TF-IDF terbukti efektif dalam meningkatkan kualitas representasi fitur teks ulasan aplikasi *mobile* berbahasa Indonesia pada kedua model tersebut (Abdullah Wahid & Darma Andayani, 2025).

Secara metodologis, penelitian-penelitian di atas umumnya berfokus pada evaluasi algoritma tunggal atau komparasi pada satu aplikasi dengan karakteristik teks yang seragam. Penelitian ini mengisi kekosongan literatur dengan melakukan evaluasi komparatif langsung secara *cross-platform* antara *platform* portofolio profesional (Behance) dan *platform* pencarian inspirasi visual (Pinterest) guna menguji ketahanan *(robustness)* model terhadap variasi panjang dan pola bahasa ulasan.

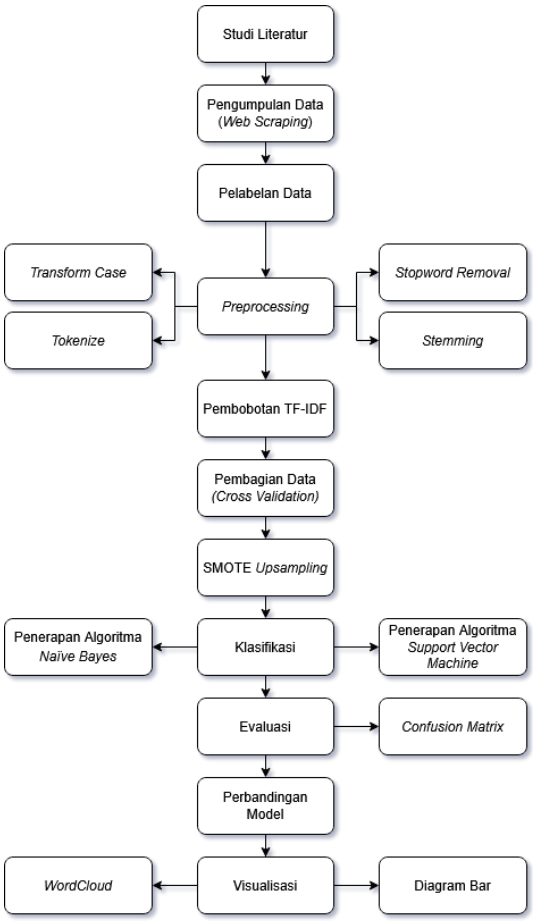
This is a Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Remik: Riset dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer
Volume 10, Number 4, Oktober 2026
http://doi.org/10.33395/remik.v10i4.16800
e-ISSN : 2541-1330
p-ISSN : 2541-1332

III. METODOLOGI PENELITIAN

1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan komparatif eksperimental untuk membandingkan kinerja algoritma *Naïve Bayes* (NB) dan *Support Vector Machine* (SVM) dalam analisis sentimen ulasan aplikasi Behance dan Pinterest. Tahapan penelitian diawali dengan studi literatur, pengumpulan data menggunakan teknik *web scraping,* pelabelan sentimen berdasarkan rating pengguna, preprocessing teks, pembobotan fitur menggunakan *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF), penyeimbangan data menggunakan SMOTE Upsampling, klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes* (NB) dan *Support Vector Machine* (SVM), serta evaluasi model menggunakan *Confusion Matrix.*



Gambar 1. Diagram *Flowchart* Tahapan Penelitian
Sumber: Hasil Penelitian, 2026

Pengujian dilakukan menggunakan metode *5-Fold Cross Validation* pada RapidMiner. Hasil pengujian kedua algoritma kemudian dibandingkan berdasarkan nilai *Accuracy, Precision, Recall*, dan *F1-Score* untuk mengetahui algoritma yang memberikan performa klasifikasi lebih baik pada masing-masing dataset.

2. Metode Pengumpulan dan Pelabelan Data

Data ulasan dikumpulkan secara otomatis dari *platform* Google Play Store menggunakan pustaka google-play-scraper pada lingkungan Google Colab. pengambilan data dilakukan pada 8 juli 2026, parameter pengambilan data disesuaikan untuk ulasan berbahasa Indonesia (lang='id', country='id') dengan urutan ulasan terbaru (sort=Sort.NEWEST). *Dataset* yang diperoleh masing-masing berjumlah 709 ulasan untuk aplikasi Behance dan 709 ulasan untuk aplikasi Pinterest, sehingga total data keseluruhan adalah 1.418 ulasan.

Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan *rating-based labeling* pada Microsoft Excel. Nilai *rating* yang diberikan oleh pengguna dikonversi menjadi dua kelas sentimen utama,

This is a Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Remik: Riset dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer
Volume 10, Number 4, Oktober 2026
http://doi.org/10.33395/remik.v10i4.16800
e-ISSN : 2541-1330
p-ISSN : 2541-1332

yaitu Positif dan Negatif. Rating 1 dan 2 dikategorikan sebagai sentimen negatif, sedangkan rating 3, 4, dan 5 dikategorikan sebagai sentimen positif, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1. Rating 3 dikategorikan sebagai positif karena penelitian ini menggunakan pendekatan klasifikasi biner berdasarkan kecenderungan penilaian pengguna, di mana rating 3 merupakan nilai evaluasi yang tidak menunjukkan ketidakpuasan secara eksplisit dan masih berada pada rentang penilaian positif. Penggunaan batas tersebut juga diterapkan secara konsisten pada seluruh dataset agar setiap ulasan memiliki aturan pelabelan yang sama.

Tabel 1. Kriteria Pelabelan Sentimen Berdasarkan *Rating*

Rating	Label Sentimen
1	Negatif
2	Negatif
3	Positif
4	Positif
5	Positif

Sumber: Hasil Penelitian, 2026

3. *Preprocessing Text*

Data yang telah diberi label selanjutnya melalui tahap pembersihan data dan preprocessing teks. Pembersihan data dilakukan untuk memastikan setiap data memiliki teks ulasan yang dapat diproses serta menghilangkan data yang tidak memenuhi kriteria penelitian. Setelah itu, preprocessing dilakukan menggunakan RapidMiner melalui operator *Process Documents from Data*. Tahapan *preprocessing* yang diterapkan mencakup:

1. *Transform Cases:* Mengubah seluruh huruf kapital pada teks ulasan menjadi huruf kecil *(lowercase)*.
2. *Tokenize:* Memecah kumpulan kalimat ulasan menjadi kata-kata individu *(token)*.
3. *Stopwords Removal:* Menghapus kata-kata umum (seperti "dan", "yang", "di", "ke") yang tidak memuat nilai informasi sentimen.
4. *Filter Token by Length:* Menyaring kata berdasarkan batasan jumlah karakter tertentu guna mengeliminasi potongan kata yang tidak bermakna.
5. *Stem Dictionary:* Mengubah kata yang mendapat imbuhan kembali ke bentuk kata dasarnya berdasarkan kamus bahasa Indonesia.

4. Pembobotan Fitur TF-IDF

Pembobotan fitur dilakukan menggunakan *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk mengubah teks ulasan menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. TF-IDF memberikan bobot berdasarkan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen dan tingkat kelangkaan kata pada keseluruhan dokumen. Kata yang sering muncul pada suatu dokumen, tetapi relatif jarang ditemukan pada dokumen lainnya, dapat memiliki bobot yang lebih tinggi (Arsyah et al., 2024).

$$IDF(t) = \ln\left(1 + \frac{N}{1 + DF(t)}\right) + 1$$

Untuk mencegah data leakage, pembentukan parameter TF-IDF dilakukan hanya berdasarkan data latih *(training data)* pada setiap *fold* dalam *5-Fold Cross Validation*. Data uji *(testing data)* hanya ditransformasikan menggunakan parameter TF-IDF yang diperoleh dari data latih pada fold tersebut. Dengan demikian, informasi dari data uji tidak digunakan dalam pembentukan fitur maupun pelatihan model.

5. Penyeimbangan Data dan Klasifikasi

This is a Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Remik: Riset dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer
Volume 10, Number 4, Oktober 2026
http://doi.org/10.33395/remik.v10i4.16800
e-ISSN : 2541-1330
p-ISSN : 2541-1332

Penyeimbangan data dilakukan menggunakan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) Upsampling untuk menangani ketidakseimbangan jumlah data pada kelas sentimen. Teknik ini digunakan untuk menambah sampel sintetis pada kelas minoritas sehingga distribusi kelas pada data latih menjadi lebih seimbang. Penggunaan SMOTE bersama TF-IDF juga diterapkan dalam penelitian terkait analisis sentimen ulasan aplikasi (Abdullah Wahid & Darma Andayani, 2025).

Pada penelitian ini, SMOTE diterapkan hanya pada data latih dalam setiap *fold Cross Validation*, sedangkan data uji tidak digunakan dalam proses penyeimbangan. Penerapan tersebut dilakukan untuk menjaga agar proses pelatihan model tidak memanfaatkan informasi dari data uji. Dua algoritma klasifikasi yang diuji dalam penelitian ini adalah:

1. *Naïve Bayes* (NB): merupakan algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang menggunakan *Teorema Bayes* dengan asumsi independensi antarfitur. Pada penelitian ini, algoritma *Naïve Bayes* (NB) digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan aplikasi Behance dan Pinterest ke dalam kelas sentimen positif dan negatif berdasarkan fitur hasil pembobotan TF-IDF. Penggunaan Naïve Bayes untuk analisis sentimen ulasan aplikasi juga dilakukan oleh (Sari et al., 2024).

$$P(w_j|C) = \frac{\sum TF - IDF(w_j, C) + 1}{\sum TF - IDF_C + |V|}$$

2. *Support Vector Machine* (SVM): merupakan algoritma klasifikasi yang bekerja dengan menentukan *hyperplane* optimal untuk memisahkan data ke dalam kelas berdasarkan margin terbesar. *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan Behance dan Pinterest berdasarkan fitur hasil pembobotan TF-IDF. Kemampuan *Support Vector Machine* (SVM) dalam menangani data berdimensi tinggi menjadikannya salah satu metode yang digunakan dalam klasifikasi teks (Arsyah et al., 2024; Winarto et al., 2023).

$$f(x) = \sum (w_j \cdot x_j) + b$$

6. Evaluasi Performa Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* sebagai dasar perhitungan *Accuracy, Precision, Recall*, dan *F1-Score*. *Accuracy* digunakan untuk mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh data, *Precision* mengukur ketepatan prediksi pada kelas positif, *Recall* mengukur kemampuan model mengenali data positif, sedangkan *F1-Score* menunjukkan keseimbangan antara *Precision* dan *Recall*.Rumus evaluasi yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{Total}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1 - Score = 2X \frac{Precision\ X\ Recall}{Precision + Recall}$$

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Distribusi Sentimen dan Visualisasi

This is a Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Remik: Riset dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer
Volume 10, Number 4, Oktober 2026
http://doi.org/10.33395/remik.v10i4.16800
e-ISSN : 2541-1330
p-ISSN : 2541-1332

Tabel 2. Distribusi Sentimen Ulasan Aplikasi

Sentimen	Behance	Pinterest	Total *Dataset*
Positif	648 (91.4%)	591 (83.4%)	1.239
Negatif	61 (8.6%)	118 (16.6%)	179
Total Ulasan	709	709	1.418

Sumber: Hasil Penelitian, 2026

Berdasarkan hasil pelabelan terhadap 1.418 ulasan Google Play Store, diperoleh 709 ulasan Behance dan 709 ulasan Pinterest. Distribusi sentimen menunjukkan bahwa kedua aplikasi didominasi oleh kelas positif. Pada Behance, terdapat 648 ulasan positif (91,4%) dan 61 ulasan negatif (8,6%). Sementara itu, Pinterest memiliki 591 ulasan positif (83,4%) dan 118 ulasan negatif (16,6%).

Perbedaan proporsi sentimen negatif antara kedua aplikasi sebesar 8 poin persentase. Pinterest memiliki proporsi ulasan negatif lebih tinggi dibandingkan Behance. Hasil tersebut menunjukkan perbedaan distribusi label pada kedua dataset, tetapi belum dapat digunakan untuk menyimpulkan penyebab perbedaan penilaian pengguna. Pelabelan pada penelitian ini didasarkan pada rating pengguna, sehingga distribusi tersebut merepresentasikan hasil klasifikasi berdasarkan kriteria rating yang telah ditentukan.

Berdasarkan visualisasi kata, ulasan Behance menampilkan kata-kata seperti *design, portfolio, project, creative,* dan *good*. Sementara itu, kata yang muncul pada ulasan Pinterest antara lain gambar, ide, inspirasi, bagus, dan cari. Hasil ini memberikan gambaran mengenai kata yang sering muncul pada masing-masing dataset setelah pengolahan teks. Namun, frekuensi kemunculan kata belum cukup untuk membuktikan bahwa perbedaan kosakata menjadi penyebab langsung perbedaan performa algoritma.

2. Perbandingan Pengujian Model Klasifikasi

Pengujian dilakukan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* (NB) dan *Support Vector Machine* (SVM) dengan metode *5-Fold Cross Validation* serta SMOTE *Upsampling* pada data latih. Performa kedua algoritma dievaluasi menggunakan *Accuracy, Precision, Recall,* dan *F1-Score*. Hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Perbandingan Performa Algoritma Klasifikasi

Aplikasi	Algoritma	*Accuracy*	*Precision*	*Recall*	*F1-Score*
Behance	Naïve Bayes	67.45	94.13	68.66	79.41
	SVM	90.14	93.06	96.40	94.70
Pinterest	Naïve Bayes	60.38	87.50	60.92	71.83
	SVM	82.47	88.41	90.76	89.57

Sumber: Hasil Penelitian, 2026

Berdasarkan Tabel 3, *Support Vector Machine* (SVM) memperoleh nilai *Accuracy* dan *F1-Score* lebih tinggi dibandingkan *Naïve Bayes* (NB) pada kedua dataset. Pada Behance, *Accuracy Support Vector Machine* (SVM) sebesar 90,14%, sedangkan *Naïve Bayes* (NB) sebesar 67,45%, dengan selisih 22,69 poin persentase. Nilai *F1-Score* SVM sebesar 94,70%, lebih tinggi 15,29 poin persentase dibandingkan *Naïve Bayes* (NB) yang memperoleh 79,41%.

Pada dataset Pinterest, *Accuracy Support Vector Machine* (SVM) mencapai 82,47%, sedangkan *Naïve Bayes* (NB) memperoleh 60,38%. Selisih kedua nilai tersebut sebesar 22,09 poin persentase. *F1-Score Support Vector Machine* (SVM) sebesar 89,57%, sedangkan *Naïve Bayes* (NB) sebesar 71,83%, sehingga terdapat selisih 17,74 poin persentase. Hasil ini menunjukkan bahwa keunggulan *Support Vector Machine* (SVM) pada kedua dataset tidak hanya terlihat dari *Accuracy*, tetapi juga dari keseimbangan *Precision* dan *Recall* yang tercermin dalam *F1-Score.*
Jika ditinjau berdasarkan *Recall*, *Support Vector Machine* (SVM) memperoleh 96,40% pada Behance dan 90,76% pada Pinterest. Nilai tersebut lebih tinggi dibandingkan *Naïve Bayes* (NB), yaitu 68,66% pada Behance dan 60,92% pada Pinterest. Artinya, berdasarkan hasil evaluasi yang

This is a Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

e-ISSN : 2541-1330
p-ISSN : 2541-1332

diperoleh, *Support Vector Machine* (SVM) lebih mampu mengenali ulasan yang termasuk kelas positif. Sementara itu, *Precision Support Vector Machine* (SVM) pada Behance sebesar 93,06%, sedikit lebih rendah daripada *Naïve Bayes* (NB) sebesar 94,13%. Pada Pinterest, *Precision Support Vector Machine* (SVM) sebesar 88,41%, lebih tinggi daripada *Naïve Bayes* (NB) sebesar 87,50%. Dengan demikian, keunggulan *Support Vector Machine* (SVM) tidak berlaku pada setiap metrik secara individual, tetapi terlihat pada *Accuracy, Recall,* dan *F1-Score* di kedua *dataset*.

3. Pembahasan Analisis Komparatif

Hasil pengujian secara empiris menunjukkan bahwa *Support Vector Machine* (SVM) memberikan performa klasifikasi yang lebih baik daripada *Naïve Bayes* (NB) berdasarkan *Accuracy, Recall,* dan *F1-Score* pada dataset Behance maupun Pinterest. Selisih *Accuracy* sebesar 22,69 poin persentase pada Behance dan 22,09 poin persentase pada Pinterest memperlihatkan bahwa perbedaan performa kedua algoritma ditemukan pada kedua dataset yang diuji. Meskipun demikian, hasil tersebut merupakan perbandingan nilai evaluasi dan belum menunjukkan bahwa perbedaannya signifikan secara statistik karena penelitian ini tidak melakukan pengujian signifikansi.

Dari sisi teoritis, hasil tersebut dapat dikaitkan dengan karakteristik kedua algoritma. *Support Vector Machine* (SVM) menentukan batas pemisah antarkelas berdasarkan margin pada ruang fitur, sedangkan *Naïve Bayes* (NB) menggunakan pendekatan probabilistik dengan asumsi independensi antar fitur. Pada representasi teks berbasis TF-IDF yang memiliki banyak fitur, pendekatan *Support Vector Machine* (SVM) berpotensi menghasilkan pemisahan kelas yang lebih sesuai dengan pola data. Namun, penelitian ini tidak menguji pengaruh masing-masing karakteristik algoritma secara terpisah. Oleh karena itu, penjelasan tersebut merupakan interpretasi teoritis, bukan bukti langsung mengenai penyebab perbedaan performa yang diperoleh.

Perbandingan antardataset juga menunjukkan pola yang konsisten. Pada Behance, *Accuracy Support Vector Machine* (SVM) mencapai 90,14%, lebih tinggi 7,67 poin persentase dibandingkan *Accuracy Support Vector Machine* (SVM) pada Pinterest sebesar 82,47%. *F1-Score Support Vector Machine* (SVM) pada Behance juga lebih tinggi 5,13 poin persentase dibandingkan Pinterest. Pada *Naïve Bayes* (NB), selisih *Accuracy* antara Behance dan Pinterest sebesar 7,07 poin persentase, sedangkan selisih *F1-Score* mencapai 7,58 poin persentase. Dengan demikian, kedua algoritma menghasilkan nilai evaluasi lebih tinggi pada dataset Behance dalam pengujian ini.

Perbedaan tersebut dapat berkaitan dengan variasi kata, panjang ulasan, atau pola ekspresi yang terdapat pada masing-masing dataset. Visualisasi kata menunjukkan adanya perbedaan kata dominan antara Behance dan Pinterest. Akan tetapi, penelitian ini belum mengukur hubungan antara panjang ulasan, karakteristik kosakata, dan nilai evaluasi model secara langsung. Oleh sebab itu, karakteristik teks tersebut belum dapat dinyatakan sebagai penyebab utama performa Behance yang lebih tinggi.

Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian (Saputra et al., 2025), yang melaporkan performa *Support Vector Machine* (SVM) lebih tinggi daripada *Naïve Bayes* (NB) pada analisis sentimen dengan penyeimbangan data menggunakan SMOTE. Temuan ini juga dapat dibandingkan dengan penelitian (Abdullah Wahid & Darma Andayani, 2025), yang membahas penerapan TF-IDF dan SMOTE dalam analisis sentimen ulasan aplikasi. Kesamaan tersebut memberikan konteks terhadap hasil penelitian ini, tetapi perbedaan dataset, tahapan pemrosesan, dan pengaturan pengujian perlu diperhatikan sebelum menyatakan bahwa suatu kombinasi metode selalu memberikan performa terbaik pada seluruh kasus analisis sentimen..

V. KESIMPULAN

Penelitian ini membandingkan kinerja algoritma *Naïve Bayes* (NB) dan *Support Vector Machine* (SVM) dalam klasifikasi sentimen ulasan aplikasi Behance dan Pinterest berdasarkan 1.418 ulasan Google Play Store, yang terdiri atas 709 ulasan dari masing-masing aplikasi. Hasil pelabelan menunjukkan bahwa ulasan positif mendominasi kedua *dataset*, yaitu sebesar 91,4%

This is a Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

e-ISSN : 2541-1330
p-ISSN : 2541-1332

pada Behance dan 83,4% pada Pinterest. Berdasarkan pengujian menggunakan *preprocessing* teks, pembobotan TF-IDF, SMOTE *Upsampling* pada data latih, dan *5-Fold Cross Validation*, *Support Vector Machine* (SVM) memperoleh performa lebih tinggi daripada *Naïve Bayes* (NB) berdasarkan *Accuracy, Recall,* dan *F1-Score* pada kedua *dataset*. Pada Behance, *Support Vector Machine* (SVM) menghasilkan *Accuracy* sebesar 90,14% dan *F1-Score* sebesar 94,70%, sedangkan *Naïve Bayes* (NB) memperoleh *Accuracy* sebesar 67,45% dan *F1-Score* sebesar 79,41%. Pada Pinterest, *Support Vector Machine* (SVM) memperoleh *Accuracy* sebesar 82,47% dan *F1-Score* sebesar 89,57%, sedangkan *Naïve Bayes* (NB) menghasilkan *Accuracy* sebesar 60,38% dan *F1-Score* sebesar 71,83%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *Support Vector Machine* (SVM) memberikan kinerja klasifikasi yang lebih baik pada dataset dan skema evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini. Namun, hasil tersebut belum dapat digeneralisasi untuk seluruh aplikasi atau jenis ulasan karena pengujian terbatas pada dua *dataset*, pelabelan berdasarkan *rating* pengguna, serta konfigurasi *preprocessing* dan model yang diterapkan. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan data yang lebih beragam, memvalidasi label melalui anotasi manual, dan menguji variasi parameter model untuk mengetahui konsistensi kinerja algoritma pada kondisi yang berbeda.

VI. DAFTAR PUSTAKA

Abdullah Wahid, Y., & Darma Andayani, D. (2025). Performance Comparison of Svm and Naï ve Bayes For Indonesian-Language Sentiment Analysis On Free Fire Reviews Using Tf-Idf And Smote. *Journal of Embedded System Security and Intelligent Systems*, *6*(4), 674–689.

Anggara, M. B. (2025). Perbandingan Naïve Bayes Dan Svm Dalam Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Rsud Al Ihsan Mobile. *Jurnal Sistem Cerdas Dan Komputasi*, *20*(1), 45–56.

Arsyah, U. I., Pratiwi, M., & Muhammad, A. (2024). Twitter Sentiment Analysis of Public Space Opinions using SVM and TF-IDF Methods. *Indonesian Journal of Computer Science*, *13*(1). https://doi.org/10.33022/ijcs.v13i1.3594

Bayes, N., Svm, D. A. N., Smote, B., Dwiansyah, O., & Kurnia, R. D. (2026). *ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI MOBILE JKN MENGGUNAKAN PENDAHULUAN Perkembangan teknologi informasi telah mengubah berbagai aspek kehidupan manusia , termasuk dalam bidang layanan public dan Kesehatan . Pemanfaatan teknologi digital memungkinkan Masyara*. *11*(1), 349–362.

Budaya, I. G. B. A., & Suniantara, I. K. P. (2024). Comparison of Sentiment Analysis Algorithms with SMOTE Oversampling and TF-IDF Implementation on Google Reviews for Public Health Centers. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, *4*(3), 1077–1086. https://doi.org/10.57152/malcom.v4i3.1459

Dewi, D. P. (2023). *IMPLEMENTASI METODE KLASIFIKASI SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) MENGGUNAKAN RAPIDMINER UNTUK ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI MY PERTAMINA DI GOOGLE PLAY STORE*. http://repository.upi.edu

Fadilah, N., Vitianingsih, A. V., Kristyawan, Y., & Lidya, A. (2026). *Sentiment Analysis of Wargaku Surabaya Apps Reviews using Naïve Bayes and Support Vector Machine (SVM) Methods*. *6*(1), 40–50.

Gulo, L. A., & Wibowo, A. (2026). *Analisis Sentimen Ulasan Produk Marketplace Indonesia Menggunakan Naive Bayes dan SVM dengan Label Berdasarkan Rating*. 410–419. https://doi.org/10.33364/algoritma/v.23-1.3206

Irnawati, O., & Solecha, K. (2023). Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dan Naïve Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization Pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Flip. *Journal of Information Engineering and Educational Technology*, *7*(1), 10–15. https://doi.org/10.26740/jieet.v7n1.p10-15

Jazuli, U., & Wiranata, A. D. (2025). *Analisis Sentimen Pengguna Terhadap Aplikasi Mypertamina Berdasarkan Ulasan Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine*. 1021.

This is a Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

e-ISSN : 2541-1330
p-ISSN : 2541-1332

Khalid, K., Wijaya, R., & Bijaksana, M. A. (2025). Comparative Sentiment Analysis of Sirekap Application Reviews Using Support Vector Machines and Naive Bayes. *INTEK: Jurnal Penelitian*, *12*(1), 25–32. https://doi.org/10.31963/intek.v12i1.5196

Kotu, V., & Deshpande, B. (2015). *Predictive Analytics and Data Mining*. Elsevier. https://doi.org/10.1016/C2014-0-00329-2

Manitik, O., Tangkawarow, I. R. H. T., & Hasibuan, A. (2026). Comparison of the Performance of Support Vector Machines and Naïve Bayes in Analyzing Sentiment Regarding Money Politics in the 2024 General Election. *Journal of Vocational, Informatics and Computer Education*, 135–146. https://doi.org/10.66053/voice.v4i2.494

Noor, A. R., & Normawati, D. (2026). PERBANDINGAN SUPPORT VECTOR MACHINE DAN K-NEAREST NEIGHBOR PADA ANALISIS SENTIMEN PELAKSANAAN PEMILIHAN PRESIDEN TAHUN 2024. *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, *11*(2), 1021–1030. https://doi.org/10.29100/jipi.v11i2.8120

Nurhaliza Agustina, C. A., Novita, R., Mustakim, & Rozanda, N. E. (2024). The Implementation of TF-IDF and Word2Vec on Booster Vaccine Sentiment Analysis Using Support Vector Machine Algorithm. *Procedia Computer Science*, *234*, 156–163. https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.02.162

Pinterest, Inc. (2023). *Pinterest Announces Fourth Quarter and Full Year 2022 Results*. https://investor.pinterestinc.com/news-and-events/press-releases/press-releases-details/2023/Pinterest-Announces-Fourth-Quarter-and-Full-Year-2022-Results/default.aspx

Pondra Lesmana, W., & Wijaya, A. (2023). Analisis Sentimen Menggunakan Metode Naive Bayes dan Support Vector Machine pada Ulasan Aplikasi Joox Music. *Jurnal Ilmiah Sain Dan Teknologi*, *1*(2), 110–120. https://jurnal.kolibi.org/index.php/scientica/article/view/237

Rabbani, S., Safitri, D., Try Puspa Siregar, F., Rahmaddeni, R., & Efrizoni, L. (2023). Evaluation of Support Vector Machine, Naive Bayes, Decision Tree, and Gradient Boosting Algorithms for Sentiment Analysis on ChatGPT Twitter Dataset. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, *7*(1), 11. https://doi.org/10.24014/ijaidm.v7i1.24662

Rhomaningtias, L., Khairunisa, A., Shella May Wara, S., & Maulida Hindrayani, K. (2025). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Smile Indonesia Menggunakan Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine (Svm). *HOAQ (High Education of Organization Archive Quality) : Jurnal Teknologi Informasi*, *16*(1), 79–91. https://doi.org/10.52972/hoaq.vol16no1.p79-91

Rusdiyana, E., Santoso, A. P., Albion, N., Sentanu, Z., & Pratama, P. A. (2026). *Aplikasi Behance sebagai Portofolio Digital Siswa pada Mata Pelajaran Pilihan Fashion Industry*. *1*(2), 315–329.

Ruus, E. G., Latumakulita, L. A., & Prang, J. D. (2022). Analisis Sentimen di Media Online menggunakan metode Naive Bayes. *D'CARTESIAN: Jurnal Matematika Dan Aplikasi*, (September), 18–22. https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/decartesian/article/view/36624%0Ahttps://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/decartesian/article/viewFile/36624/39057

Salassa, N. E., Patanduk, A., Yusupa, A., & Rindengan, Y. D. Y. (2026). *Comparative Analysis of Naive Bayes and Support Vector Machine for Sentiment Classification of Indonesian-Language Mobile Application Reviews on Google Play Store Analisis Komparatif Naive Bayes dan Support Vector Machine untuk Klasifikasi Sentimen Ulasan*. *3*, 20–25.

Samanmali, P. H. C., & Rupasingha, R. A. H. M. (2024). Sentiment analysis on google play store app users' reviews based on deep learning approach. *Multimedia Tools and Applications*, *83*(36), 84425–84453. https://doi.org/10.1007/s11042-024-19185-w

Saputra, J., Maryani, L., Rahmaddeni, Wulandari, D., & Eka, W. (2025). Analisis Performa Naive Bayes Dan Svm Terhadap Sentimen Teks Media Sosial Dengan Word2Vec Dan Smote. *Jurnal INSTEK (Informatika Sains Dan Teknologi)*, *10*(1), 143–155. https://doi.org/10.24252/instek.v10i1.54889

Sari, L. A., Ramadhita, N. F., & Hasan, F. N. (2024). ANALYSIS OF PUBLIC SENTIMENT ON GOOGLE PLAY STORE TIJE APPLICATION USERS USING NAÏVE BAYES

This is a Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

e-ISSN : 2541-1330
p-ISSN : 2541-1332

CLASSIFIER METHOD. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, *5*(1), 243–251. https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.1.1648

Soraya, F. A., & Indriyanti, A. D. (2024). Perbandingan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine dalam Analisis Sentimen Aplikasi teman Bus: Perbandingan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine dalam Analisis Sentimen Aplikasi teman Bus. *Journal of Emerging Information Systems and Business Intelligence (JEISBI)*, *5*(2), 118–125. https://doi.org/10.26740/jeisbi.v5i2.60358

TARIGAN, D. A., Situmorang, Z., & Rosnelly, R. (2025). Analisis Sentimen Aplikasi Playstore Sirekap 2024 Pasca Pilpres Dengan Perbandingan Metode Support Vector Machine (SVM), Naïve Bayes Classifier Dan Random Forest. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, *12*(3), 661–670. https://doi.org/10.25126/jtiik.22025129608

Trisnawati, W., & Wibowo, A. (2024). SENTIMENT ANALYSIS OF ICT SERVICE USER USING NAIVE BAYES CLASSIFIER AND SVM METHODS WITH TF-IDF TEXT WEIGHTING. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, *5*(3), 709–719. https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.3.1784

Winarto, W., Alwiah Musdar, I., & Hasniati, H. (2023). ANALISIS SENTIMEN BAKAL CALON PRESIDEN 2024 MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE PADA TWITTER. *KHARISMA Tech*, *19*(1), 86–98. https://doi.org/10.55645/kharismatech.v19i1.464

This is a Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.