ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

ANALISIS SENTIMEN TERKAIT PELAKSANAAN WIFEST PADA INSTAGRAM DENGAN METODE NAÏVE BAYES

Muhammad Ismail✉, Bartolomius Harpad, Yunita
Program Studi Sistem Informasi, STMIK Widya Cipta Dharma, Samarinda, Indonesia
Email: 2141039@wicida.ac.id

DOI: https://doi.org/10.46880/jmika.Vol10No2.pp1002-1008

ABSTRACT

Instagram comments capture public responses to an event but reading them manually is slow and subjective. This study measures the sentiment tendency toward Wifest and assesses how well Naïve Bayes classifies it. A total of 120 @wifest comments were collected with IGCommentsExport, labeled positive or negative, and preprocessed through data cleaning, case folding, normalization, tokenization, stopword removal, and stemming. The text was then weighted with TF-IDF and classified using Naïve Bayes in RapidMiner Studio with a 70% training and 30% testing split. Of the 120 comments, 84 (70%) were positive and 36 (30%) were negative. The model achieved an accuracy of 86.11%, a precision of 85.71%, and a recall of 96.00%, and a Macro-Average F1-Score of 82.01%, exceeding a baseline that labels every comment positive (69.44%). However, negative-class recall was only 63.64%, so the model recognizes positive comments more reliably. It is concluded that Wifest drew mostly positive responses and that Naïve Bayes suits sentiment mapping of comments on this account. Organizers should use the model to estimate sentiment proportions and read negative comments directly, and future studies should add negative data and balance the classes.

Keywords: Sentiment Analysis, Naïve Bayes, Instagram, Wifest, TF-IDF.

ABSTRAK

Komentar Instagram merekam tanggapan publik terhadap suatu kegiatan, tetapi membacanya satu per satu menyita waktu dan bergantung pada kesan pembaca. Penelitian ini bertujuan mengukur kecenderungan sentimen terhadap pelaksanaan Wifest dan menilai kinerja Naïve Bayes dalam mengklasifikasikannya. Sebanyak 120 komentar akun @wifest diambil dengan IGCommentsExport, diberi label positif atau negatif, dan melalui praproses berupa data cleaning, case folding, normalization, tokenization, stopword removal, dan stemming. Teks kemudian dibobot dengan TF-IDF dan diklasifikasikan dengan Naïve Bayes pada RapidMiner Studio menggunakan pembagian 70% data latih dan 30% data uji. Hasilnya, dari 120 komentar, 84 komentar (70%) bersentimen positif dan 36 komentar (30%) negatif. Model mencapai akurasi 86,11%, presisi 85,71%, dan recall 96,00%, dan Macro-Average F1-Score 82,01%, melampaui pembanding berupa penandaan seluruh komentar sebagai positif (69,44%). Namun, recall kelas negatif hanya 63,64%, sehingga model lebih andal mengenali komentar positif. Disimpulkan bahwa Wifest lebih banyak menerima tanggapan positif dan Naïve Bayes layak dipakai untuk memetakan sentimen komentar pada akun tersebut. Bagi panitia, model disarankan untuk menaksir proporsi sentimen, sedangkan komentar negatif perlu dibaca langsung. Peneliti berikutnya disarankan menambah data negatif, menyeimbangkan kelas, dan menelaah komentar yang salah klasifikasi.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Naïve Bayes, Instagram, Wifest, TF-IDF.

PENDAHULUAN

Media sosial kini berfungsi lebih dari sekadar sarana bertukar pesan. Lembaga, organisasi, dan penyelenggara kegiatan memakainya untuk mempublikasikan produk atau agenda, sementara pengguna memakainya untuk menyampaikan tanggapan (Fauzi et al., 2019). Instagram, jejaring sosial yang mengutamakan konten visual, diperkenalkan pada Oktober 2010 oleh Kevin Systrom dan Mike Krieger (Novira, 2023). Platform ini banyak dipilih karena menyediakan unggahan feed, Stories, dan Reels, serta fitur like, komentar, dan pesan langsung bagi interaksi antarpengguna (Iskandar S Nataliani, 2021). Di antara fitur tersebut, kolom komentar merekam opini audiens secara langsung sehingga dapat dijadikan data untuk mengukur penerimaan publik terhadap suatu kegiatan.

Salah satu kegiatan yang dipublikasikan melalui Instagram adalah Wifest, kompetisi tahunan STMIK WICIDA Samarinda, Kalimantan Timur, untuk pelajar SMA atau sederajat. Cabang yang dilombakan meliputi bulu tangkis, modern dance, cosplay, dan esports

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

Mobile Legends. Keragaman cabang dari bidang olahraga, seni, hingga esports menarik kelompok penonton yang beragam, sehingga tanggapan yang muncul pun beragam. Wifest merupakan program kerja BEM yang masuk dalam kalender kegiatan tahunan kampus. Akun @wifest, yang dibuat pada 2024, memuat agenda dan alur festival, dan unggahannya mendapat komentar dari pengguna Instagram. Komentar tersebut mencerminkan tanggapan publik atas pelaksanaan acara. Bagi penyelenggara, tanggapan semacam itu menjadi bahan evaluasi untuk memperbaiki kegiatan berikutnya. Namun, membaca komentar satu per satu menyita waktu dan hasil penilaiannya bergantung pada kesan pembaca, sehingga panitia membutuhkan cara yang lebih terukur untuk mengevaluasi kegiatan.

Analisis sentimen menjawab kebutuhan tersebut. Bidang ini berada dalam lingkup natural language processing, computational linguistics, dan text mining, dengan fokus mengenali, mengekstraksi, dan mengelompokkan opini serta kecenderungan sikap pada teks (Iskandar S Nataliani, 2021). Istilah lainnya adalah opinion mining. Salah satu algoritma yang lazim dipakai ialah Naïve Bayes, yaitu metode klasifikasi berbasis Teorema Bayes yang mengasumsikan fitur saling independen dan menghitung peluang sebuah teks masuk ke kelas sentimen tertentu berdasarkan data latih. Algoritma ini banyak dipilih karena mampu mengolah data berukuran besar dengan kinerja klasifikasi yang baik (Anizah et al., 2023). Penerapannya pada komentar Instagram telah dilakukan, misalnya untuk menelaah opini publik terhadap Pekan Olahraga Nasional (Pandunata et al., 2022), dan komentar pada unggahan Instagram StandWithUs (Khairunnisa S Dewi, 2024). Pada konteks kegiatan, klasifikasi mengubah kumpulan komentar bebas menjadi proporsi sentimen yang mudah dibaca panitia. Kajian serupa yang secara khusus menyoroti Wifest belum ditemukan pada rujukan yang ditelaah penulis, sehingga penelitian ini dilakukan untuk menutup kekurangan tersebut.

Komentar Instagram memiliki karakter yang menyulitkan pengolahan otomatis. Pengguna sering menulis dengan singkatan, ejaan tidak baku, tagar, dan simbol, sehingga teks mentah perlu melalui praproses sebelum dapat dianalisis. Di sisi lain, komentar yang masuk sering tidak seimbang antara nada positif dan negatif. Kondisi tersebut membuat akurasi saja kurang memadai untuk menilai model, sehingga presisi dan recall perlu dilaporkan bersama akurasi.

Sebagai rencana pemecahan masalah, penelitian ini mengumpulkan komentar akun @wifest dengan ekstensi IGCommentsExport dan memberi label positif atau negatif pada setiap komentar. Teks kemudian dibersihkan melalui data cleaning, case folding, normalization, tokenization, stopword removal, dan stemming agar bentuk kata seragam dan kata umum yang tidak informatif tersingkir. Selanjutnya, pembobotan TF-IDF mengubah kata menjadi nilai numerik yang mencerminkan tingkat relevansinya dalam dokumen. Data dibagi menjadi data latih dan data uji dengan komposisi 70% dan 30%, lalu diklasifikasikan dengan Naïve Bayes pada RapidMiner Studio. Alur analisis di perangkat ini disusun melalui antarmuka grafis tanpa pemrograman yang kompleks. Kinerja model dinilai melalui confusion matrix.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini memusatkan masalah pada cara mengidentifikasi sentimen komentar Instagram tentang pelaksanaan Wifest dengan algoritma Naïve Bayes, sebagaimana pola rumusan pada penelitian opini publik sejenis (Putri et al., 2022). Dari fokus itu, dua pertanyaan dirumuskan. Pertama, bagaimana kecenderungan sentimen positif dan negatif pada komentar akun @wifest? Kedua, seberapa baik kinerja Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan komentar tersebut berdasarkan akurasi, presisi, dan recall? Rumusan tersebut dibatasi pada dua kelas sentimen dan komentar pada akun @wifest.

Penelitian ini bertujuan memperoleh ukuran kecenderungan sentimen masyarakat terhadap pelaksanaan Wifest berdasarkan komentar pada Instagram (Pandunata et al., 2022). Tujuan tersebut dijabarkan menjadi dua sasaran. Sasaran pertama ialah memetakan komentar akun @wifest ke dalam sentimen positif dan negatif menggunakan Naïve Bayes dengan pembobotan TF-IDF, lalu menghitung proporsi masing-masing kelas. Sasaran kedua ialah menilai ketepatan hasil klasifikasi melalui confusion matrix, dengan akurasi, presisi, dan recall sebagai ukuran kinerja.

Secara praktis, hasil penelitian memberi gambaran respons masyarakat yang dapat dipakai panitia dan BEM STMIK WICIDA Samarinda sebagai pertimbangan untuk mengevaluasi dan menyempurnakan Wifest pada periode berikutnya. Bagi STMIK WICIDA Samarinda, hasil ini dapat menjadi dasar pengelolaan citra kegiatan di media sosial. Secara teoretis, penelitian ini menambah rujukan penerapan Naïve Bayes pada komentar Instagram untuk kegiatan kompetisi pelajar yang diselenggarakan perguruan tinggi. Bagi peneliti berikutnya, temuan ini dapat menjadi pembanding ketika menguji algoritma lain atau menambah kelas sentimen, misalnya netral.

Berbagai penelitian terdahulu telah menggunakan Naïve Bayes untuk analisis sentimen,

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

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

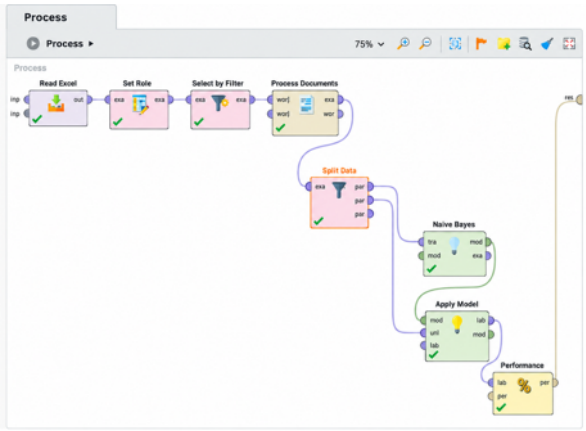
seperti pada kajian opini publik terhadap Pekan Olahraga Nasional (Pandunata et al., 2022), analisis komentar Instagram StandWithUs (Khairunnisa & Dewi, 2024), dan sentimen terhadap layanan paylater (Safira & Hasan, 2023). Namun, penelitian-penelitian tersebut belum menyentuh konteks event kompetisi pelajar di tingkat institusi seperti Wifest. Kebaruan penelitian ini terletak pada objek kajiannya, yaitu komentar Instagram @wifest yang merepresentasikan audiens spesifik (peserta didik dan pendukung) dengan karakteristik bahasa dan konteks kegiatan yang berbeda dari event olahraga nasional atau layanan finansial. Oleh karena itu, penelitian ini tidak hanya menerapkan metode yang sudah umum, tetapi juga memberikan kontribusi kontekstual dan praktis bagi evaluasi penyelenggaraan kegiatan di tingkat perguruan tinggi.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan pendekatan klasifikasi kuantitatif untuk memetakan sentimen komentar Instagram ke dalam dua kelas, positif dan negatif. Objek penelitian adalah komentar pada akun @wifest, dan seluruh proses dikerjakan secara daring tanpa lokasi lapangan. Variabel penelitian berupa sentimen sebagai kelas target, yang didefinisikan sebagai kecenderungan muatan komentar ke arah positif atau negatif, dan bobot TF-IDF kata sebagai fitur. Tahapannya meliputi pengumpulan data, pelabelan, praproses, pembobotan, klasifikasi, dan evaluasi. Komentar diekspor memakai IGCommentsExport, ekstensi Google Chrome yang menyimpan komentar unggahan Instagram dalam format CSV atau Excel sehingga pengumpulan tidak dilakukan manual (Andriansyah S Astuti, 2025).

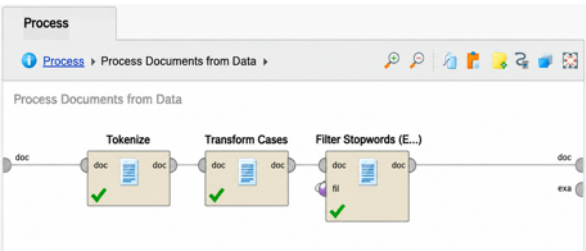
Prosedur pelabelan data dilakukan secara manual oleh peneliti dengan mengacu pada indikator sentimen positif dan negatif. Untuk menjaga validitas, hasil pelabelan diverifikasi silang (cross-check) oleh anggota tim peneliti lainnya untuk meminimalisir subjektivitas. Terkait potensi data leakage, proses pembobotan TF-IDF hanya dihitung dari data latih, kemudian parameter bobot tersebut diterapkan pada data uji, sehingga tidak ada informasi dari data uji yang memengaruhi proses pelatihan model (Harpad et al., 2025).

Pengolahan dilakukan di RapidMiner Studio, perangkat analitik open-source yang menyusun proses melalui antarmuka grafis. Operator yang digunakan berurutan: Read Excel, Set Role, Nominal to Text, Process Documents from Data, Split Data, Naive Bayes, Apply Model, dan Performance (Classification). Sebanyak 120 komentar akun @wifest diperoleh melalui ekstensi tersebut pada peramban Google Chrome, lalu dipakai sebagai data latih dan data uji. Setiap komentar dibaca dan diberi label positif atau negatif sesuai muatannya, menghasilkan 84 komentar positif dan 36 komentar negatif. Alur lengkap operator tersebut ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Proses Analisis Sentimen pada RapidMiner Studio

Teks dibersihkan dari URL, tagar, simbol, dan tanda baca (data cleaning), diseragamkan menjadi huruf kecil (case folding), dibakukan penulisannya (normalization), dipecah menjadi kata (tokenization), disaring dari kata umum (stopword removal), dan direduksi ke kata dasar (stemming). Setiap kata diberi bobot numerik TF-IDF yang menunjukkan relevansinya dalam dokumen, sehingga teks dapat menjadi masukan klasifikasi. Operator Split Data membagi dataset menjadi 70% data latih dan 30% data uji. Model Naïve Bayes, yang menghitung peluang kelas berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi fitur independen, dilatih pada data latih lalu diterapkan pada data uji. Rangkaian operator pada subproses Process Documents from Data, yaitu Tokenize, Transform Cases, dan Filter Stopwords (Dictionary), ditunjukkan pada Gambar 2.

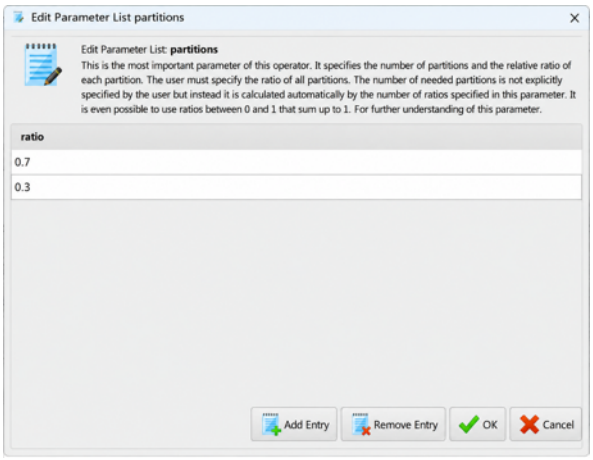


Gambar 2. Subproses Process Documents from Data pada RapidMiner Studio

Rasio pembagian data pada parameter partitions operator Split Data, yaitu 0,7 untuk data latih dan 0,3 untuk data uji, ditampilkan pada Gambar 3.

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

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)



Gambar 3. Pengaturan Rasio Pembagian Data pada Operator Split Data

Kinerja model diukur dengan confusion matrix, yang membandingkan label prediksi dengan kelas aktual pada data uji dan memuat TP, FP, TN, dan FN. Akurasi dihitung sebagai (TP+TN)/(TP+FP+FN+TN), presisi sebagai TP/(TP+FP), dan recall sebagai TP/(TP+FN).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pengumpulan dan Pelabelan Data

Ekstraksi komentar akun @wifest dengan IGCommentsExport menghasilkan 120 komentar yang menjadi seluruh data penelitian. Tampilan data hasil ekstraksi ditunjukkan pada Gambar 4. Setiap komentar kemudian dibaca dan diberi label sentimen positif atau negatif, dan rekapitulasinya disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pelabelan Data

Label Sentimen	Jumlah	Persentase
Positif	84	70%
Negatif	36	30%
Total	**120**	**100%**

Tabel 1 memperlihatkan bahwa 84 komentar (70%) bersentimen positif dan 36 komentar (30%) bersentimen negatif. Jumlah komentar positif sekitar 2,33 kali jumlah komentar negatif, sehingga distribusi kelas pada dataset tidak seimbang.

No.	PERNYATAAN	LABEL
1	ECM lebih sulit digunakan	POSITIF
2	Website saya ini belum banyak orang yang melihat	POSITIF
3	Senang banget kalau ada fasilitas tampilan pengelolaan baru	POSITIF
4	Website sangat penting bagi anggota dan panitia	POSITIF
5	Desain website juga belum senada dengan portal lain	POSITIF
6	Terlalu banyak variasi adalah beban tambahan bagi pengembang	POSITIF
7	Website kemen banyak lomba yang ada dan mencantang	POSITIF
8	Sistemna EM kem sulit banyak teman baru	POSITIF
9	Website saya ini lebih bagus dari teman lain	POSITIF
10	Menurut Website secara mudah sebenarnya	POSITIF

Gambar 4. Data Komentar Instagram Hasil Praproses dan Pembagian Data

Seluruh komentar melewati enam tahap praproses, yaitu data cleaning, case folding, normalization, tokenization, stopword removal, dan stemming. Teks yang telah bersih diubah menjadi bobot numerik melalui TF-IDF pada operator Process Documents from Data, sehingga setiap kata memperoleh nilai berdasarkan tingkat kepentingannya dalam data. Dataset kemudian dipisah oleh operator Split Data menjadi 84 data latih (70%) dan 36 data uji (30%). Berdasarkan rincian kelas pada hasil pengujian, data uji terdiri atas 25 komentar positif dan 11 komentar negatif, sehingga data latih memuat 59 komentar positif dan 25 komentar negatif. Komposisi tersebut mendekati proporsi 70:30 pada dataset secara keseluruhan.

Hasil Klasifikasi dan Evaluasi Model

Model Naïve Bayes dibentuk dari data latih, kemudian diterapkan pada 36 data uji dan dinilai dengan operator Performance (Classification). Gambar 5 menampilkan keluaran confusion matrix dari RapidMiner, dan nilainya dirangkum pada Tabel 2.

accuracy: 86.11%

	true POSITIF	true NEGATIF	class precision
pred. POSITIF	24	4	85.71%
pred. NEGATIF	1	7	87.50%
class recall	96.00%	63.64%	

Gambar 5. Hasil Confusion Matrix Tabel 2. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi

Tabel 2.
Confusion Matrix Hasil Klasifikasi

Metrik Evaluasi	Kelas Positif	Kelas Negatif	Macro-Average
Precision	85,71%	87,50%	86,60%
Recall	96,00%	63,64	79,82%
F1-Score	90,56%	73,46	**82,01%**
Accuracy			**86,11%**

Tabel 2 menunjukkan bahwa 24 komentar positif terklasifikasi benar (true positive), 4 komentar negatif keliru diprediksi positif (false positive), 1 komentar positif keliru diprediksi negatif (false negative), dan 7 komentar negatif terklasifikasi benar (true negative). Dari nilai tersebut, akurasi dihitung sebesar (24 + 7) / (24 + 1+ 4 + 7) = 31/36 = 0,8611 atau 86,11%. Presisi kelas positif sebesar 24/(24 + 4) = 24/28 = 0,8571 atau 85,71%, dan recall kelas positif sebesar 24/(24 + 1) = 24/25 = 0,9600 atau 96,00%. Pada kelas negatif, presisi mencapai 7/8 = 87,50% dan recall hanya 7/11 = 63,64%.

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

Selain akurasi, presisi, dan recall, evaluasi kinerja model juga diperkuat dengan menghitung F1-Score sebagai harmonic mean dari presisi dan recall. Hasil perhitungan menunjukkan F1-Score untuk kelas positif sebesar 90,56% dan kelas negatif sebesar 73,46%, dengan nilai Macro-Average F1-Score sebesar 82,01%. Nilai F1-Score kelas negatif yang jauh lebih rendah mengonfirmasi temuan sebelumnya bahwa model masih lemah dalam mengenali sentimen negatif, sehingga akurasi 86,11% tidak sepenuhnya merepresentasikan kinerja seimbang pada kedua kelas.

Kecenderungan Sentimen pada Komentar Akun @wifest

Rumusan masalah pertama menanyakan bagaimana kecenderungan sentimen positif dan negatif pada komentar akun @wifest. Tabel 1 menjawabnya secara langsung: tujuh dari sepuluh komentar bernada positif dan tiga dari sepuluh bernada negatif. Dominasi positif ini menunjukkan bahwa pelaksanaan Wifest, sebagaimana tercermin di kolom komentar, lebih banyak mendapat respons yang mendukung daripada kritik. Kecenderungan tersebut kemungkinan dipengaruhi oleh sifat akun, yang memuat agenda dan dokumentasi kegiatan sehingga pengikutnya cenderung sudah tertarik pada acara. Dugaan ini perlu diuji dengan data yang lebih luas.

Pemetaan opini publik menjadi proporsi sentimen seperti ini lazim dipakai untuk menggambarkan persepsi masyarakat terhadap suatu layanan, misalnya pada kajian tentang paylater (Safira S Hasan, 2023). Bagi panitia, angka 30% tidak sepatutnya diabaikan. Persepsi yang terbentuk di Instagram dapat memengaruhi keputusan audiens (Albetian S Fuadi, 2026), sehingga 36 komentar negatif layak ditelaah isinya untuk mengenali aspek penyelenggaraan yang perlu dibenahi. Penelitian ini belum menguraikan topik keluhan tersebut, sehingga pembacaan isi komentar negatif menjadi tindak lanjut yang logis. Ketidakseimbangan 70:30 pada dataset juga memengaruhi cara membaca kinerja model, seperti dibahas pada subbab berikut.

Kinerja Naïve Bayes Berdasarkan Akurasi, Presisi, dan Recall

Rumusan masalah kedua menanyakan seberapa baik kinerja Naïve Bayes berdasarkan akurasi, presisi, dan recall. Akurasi 86,11% berarti 31 dari 36 komentar uji terklasifikasi benar. Angka ini lebih bermakna bila dibandingkan dengan pembanding sederhana. Seandainya model menandai seluruh komentar uji sebagai positif, akurasinya 25/36 atau 69,44%. Model mengungguli pembanding itu sebesar 16,67 poin persentase, sehingga kemampuannya melampaui sekadar mengikuti kelas mayoritas.

Presisi 85,71% menunjukkan bahwa 24 dari 28 komentar yang diprediksi positif memang positif. Recall 96,00% menunjukkan bahwa 24 dari 25 komentar positif aktual berhasil dijaring. Pada kelas negatif, presisi 87,50% berarti 7 dari 8 komentar yang diprediksi negatif benar, sehingga prediksi negatif dapat dipercaya meskipun jumlahnya sedikit. Hasil ini menegaskan kelayakan Naïve Bayes untuk teks media sosial, yang telah banyak dipakai pada ulasan aplikasi (Siregar et al., 2025) dan sejak lama dirancang untuk menganalisis komentar pelanggan (Sipayung et al., 2016). Mutu fitur juga berperan. Praproses yang runtut sebelum pembobotan, sebagaimana lazim pada analisis ulasan produk (Gunawan, 2018), diharapkan menyeragamkan bentuk kata sehingga bobot TF-IDF mencerminkan kata yang benar-benar membedakan kelas.

Kesalahan Klasifikasi, Implikasi, dan Keterbatasan

Gambaran kinerja yang lebih lengkap tampak pada kelas negatif. Recall kelas negatif hanya 63,64%, yang berarti 4 dari 11 komentar negatif (36,36%) lolos sebagai positif, sedangkan hanya 1 dari 25 komentar positif (4,00%) yang salah dikenali. Rata-rata recall kedua kelas sebesar 79,82%, jauh di bawah recall kelas positif. Dengan demikian, akurasi 86,11% sebagian ditopang oleh kelas mayoritas, dan model lebih andal mengenali komentar positif daripada komentar negatif.

Beberapa faktor dapat menjelaskan pola tersebut. Data latih kelas negatif hanya 25 komentar, sehingga kata penciri sentimen negatif kurang terwakili. Peluang awal kelas positif juga lebih besar karena kelas itu mayoritas, sehingga model condong memilihnya ketika bukti kata lemah. Untuk memverifikasi dugaan ini, dilakukan analisis terhadap komentar yang salah klasifikasi. Terdapat 4 komentar negatif yang diprediksi positif (False Positive) dan 1 komentar positif yang diprediksi negatif (False Negative). Sebagai contoh, komentar negatif seperti "Wifest tahun ini biasa saja kurang greget dibanding tahun lalu" dan "Wifest ramai tapi pengaturannya masih perlu diperbaiki" diprediksi positif oleh model. Hal ini terjadi karena model Naïve Bayes mendeteksi kata "ramai" dan "tahun lalu" yang sering muncul di komentar positif, namun mengabaikan konteks kata "kurang greget" dan "perlu diperbaiki". Hal ini menunjukkan bahwa asumsi independensi fitur pada Naïve Bayes kurang mampu menangkap konteks kalimat majemuk atau sindiran, sehingga model lebih andal mengenali sentimen positif yang eksplisit.

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

Temuan tersebut berimplikasi pada pemanfaatan model oleh panitia. Karena presisi dan recall kelas positif tinggi, model cocok untuk menaksir proporsi komentar positif secara cepat. Untuk menemukan kritik, model kurang memadai bila dipakai sendirian, sebab sekitar sepertiga komentar negatif berpotensi terlewat. Berdasarkan penelaahan isi (content analysis) terhadap 36 komentar negatif, keluhan audiens umumnya terfokus pada aspek ketertataan dan kerapian acara (misalnya alur yang membingungkan), ketepatan waktu (jadwal yang molor), informasi dan promosi (kurangnya update di media sosial), serta kinerja panitia (kurang sigap). Oleh karena itu, panitia dapat memanfaatkan model ini sebagai alat deteksi dini (early warning system). Komentar yang ditandai negatif dapat langsung dibaca panitia untuk menemukan aspek spesifik yang perlu dievaluasi, sementara komentar berlabel positif yang tampak janggal tetap perlu dicek manual.

Hasil ini juga memiliki batasan. Penelitian memakai 120 komentar dengan satu kali pembagian data, sehingga satu komentar uji saja mengubah akurasi sekitar 2,78 poin. Kesepakatan antarpenilai pada pelabelan belum dilaporkan. Karena itu, temuan ini berlaku untuk komentar akun @wifest dan dua kelas sentimen yang diteliti, dan belum dapat digeneralisasi. Secara ringkas, komentar akun @wifest cenderung positif (70%), dan Naïve Bayes mengklasifikasikannya dengan akurasi 86,11%, presisi 85,71%, serta recall 96,00%, dengan kelemahan utama pada pengenalan komentar negatif.

KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa komentar pada akun @wifest cenderung bersentimen positif (84 dari 120 komentar atau 70%), sedangkan 30% lainnya negatif. Model Naïve Bayes dengan pembobotan TF-IDF mencapai akurasi 86,11%, presisi 85,71%, recall 96,00%, dan Macro-Average F1-Score 82,01%. Namun, rendahnya recall kelas negatif (63,64%) menunjukkan bahwa model lebih andal mengenali sentimen positif. Implikasinya, panitia disarankan menggunakan model ini untuk menaksir proporsi sentimen secara cepat, namun tetap perlu membaca langsung komentar negatif dan memverifikasi komentar positif yang janggal secara manual, terutama terkait aspek ketertataan acara, ketepatan waktu, informasi promosi, dan kinerja panitia. Penelitian lanjutan disarankan menambah data negatif, menerapkan cross-validation, dan menggunakan teknik penyeimbangan kelas seperti SMOTE.

DAFTAR PUSTAKA

Albetian, Y., & Fuadi, A. L. (2026). Analisis Sentimen terhadap Perbandingan Pengaruh Media Sosial TikTok dan Instagram dengan Naive Bayes terhadap Keputusan Pembelian di Warung Nasi Goreng Murai. *Siwah: Multidisciplinary Scientific Journal, 2*(2), 316-323.

Andriansyah, F., & Astuti, P. (2025). Analisis Sentimen Komentar Konten Edukatif Di Instagram Dengan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine. *IMTechno: Journal of Industrial Management and Technology, 6*(1), 27–31. https://doi.org/10.31294/imtechno.v6i1.7262

Anizah, N., Salim, Y., & Budi, L. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Event Big Sale 11.11 Shopee di Media Sosial Instagram Mengggunakan Metode Naïve Bayes. *Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam, 4*(1), 25–34.

Fauzi, A., Akbar, M. F., Ferdi, Y., & Asmawan, A. (2019). Sentimen Analisis Berinternet Pada Media Sosial dengan Menggunakan Algoritma Bayes. *Jurnal Informatika, 6*(1), 77–83. https://doi.org/10.31294/ji.v6i1.5437

Gunawan, B. (2018). Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes. *JEPIN (Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika), 4*(2), 113–118. https://doi.org/10.26418/jp.v4i2.27526

Harpad, B., Azahari, A., & Salmon, S. (2025). Customer Sentiment Analysis of E-Commerce Products Using the Naïve Bayes Method and Word Embedding. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS), 7*(3), 2025–2034. https://doi.org/10.47065/bits.v7i3.8879

Iskandar, J. W., & Nataliani, Y. (2021). Comparison of Naïve Bayes, SVM, and k-NN for aspect-based gadget sentiment analysis. Jurnal RESTI, 5(6), 1120–1126.

Khairunnisa, K., Dewi, S. K., Rahmawati, D. D., & Sari, A. P. (2024). Analisis sentimen komentar pada postingan instagram akun "standwithus" menggunakan klasifikasi naive bayes. *Jurnal Ilmiah Informatika, 12*(02), 191-199. https://doi.org/10.33884/jif.v12i02.9263

Novira, D., & Lattu, A. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Di Instagram Mengenai Kereta Cepat Jakarta-Bandung Menggunakan Algoritma Naïve Bayes ClassifieR. In *Seminar Nasional Sistem Informasi dan Manajemen Informatika Universitas Nusa Putra* (Vol. 3, pp. 142-149).

Pandunata, P., Ananta, C. K., & Nurdiansyah, Y. (2022). Analisis Sentimen Opini Publik Terhadap Pekan Olahraga Nasional Pada Instagram Menggunakan Metode Naïve Bayes Classififer. *Informatics Journal, 7*(2). 146-156.

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

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Putri, D. D., Nama, G. F., & Sulistiono, W. E. (2022). Analisis Sentimen Kinerja Dewan Perwakilan Rakyat (DPR) Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 10(1), 34–40. https://doi.org/10.23960/jitet.v10i1.2262

Safira, A., & Hasan, F. N. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Paylater Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. *ZONAsi: Jurnal Sistem Informasi, 5*(1), 59-70. https://doi.org/10.31849/zn.v5i1.12856

Sipayung, E. M., Maharani, H., & Zefanya, I. (2016). Perancangan sistem analisis sentimen komentar pelanggan menggunakan metode Naive Bayes classifier. *Jurnal Sistem Informasi (JSI), 8*(1), 958-965.

Siregar, M. Z., Elhanafi, A. M., & Irwan, D. (2025). Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi Media Sosial Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), 9*(2), 3373-3381. https://doi.org/10.36040/jati.v9i2.12841

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