Klasifikasi Sentimen Komentar Pengguna Pada Fitur Facebook Pro Menggunakan Pendekatan *Hybrid*

Monika Alfidela Wea[1], Rahmatina Hidayati[2]
Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Merdeka Malang
e-mail: delawea8@gmail[1], rahmatina.hidayati@unmer.ac.id[2]

Kata Kunci:

Analisis Sentimen
Facebook Pro
Lexicon-Based
Emoji Weighting
Naïve Bayes

ABSTRAK

Facebook Pro merupakan fitur yang memungkinkan pengguna memperoleh manfaat dari aktivitas pembuatan konten sehingga menimbulkan berbagai tanggapan dari pengguna. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen komentar pengguna terhadap fitur Facebook Pro ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Data penelitian berupa 1.000 komentar Facebook berbahasa Indonesia yang dikumpulkan menggunakan teknik purposive sampling. Metode yang digunakan menerapkan pendekatan Hybrid Lexicon-Based dan Emoji Weighting pada tahap pelabelan sentimen. Selanjutnya, data diproses melalui tahapan preprocessing yang meliputi ekstraksi emoji, case folding, cleansing, tokenization, normalization, stopword removal, dan stemming. Hasil preprocessing kemudian dibobotkan menggunakan Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan diklasifikasikan menggunakan Multinomial Naïve Bayes Classifier. Evaluasi model dilakukan menggunakan metode Split Data 80:20 dan Stratified 5-Fold Cross Validation dengan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode Split Data 80:20 memperoleh accuracy sebesar 69,50%, sedangkan Stratified 5-Fold Cross Validation menghasilkan rata-rata accuracy sebesar 68,20%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan yang digunakan mampu mengklasifikasikan sentimen komentar Facebook Pro dengan performa yang relatif konsisten.

Keyword:

Sentiment Analysis
Facebook Pro
Lexicon-Based
Emoji Weighting
Naïve Bayes

ABSTRACT

Facebook Pro is a feature that allows users to gain benefits from content creation activities, generating various responses from users. This study aims to classify user comments regarding the Facebook Pro feature into positive, negative, and neutral categories. The dataset consisted of 1,000 Indonesian-language Facebook comments collected using purposive sampling. The proposed method applied a Hybrid Lexicon-Based and Emoji Weighting approach for sentiment labeling. The data then underwent preprocessing stages, including emoji extraction, case folding, cleansing, tokenization, normalization, stopword removal, and stemming. The processed data were weighted using Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) and classified using the Multinomial Naïve Bayes Classifier. Model evaluation was conducted using an 80:20 train-test split and Stratified 5-Fold Cross Validation with accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results showed that the 80:20 train-test split achieved an accuracy of 69.50%, while Stratified 5-Fold Cross Validation produced an average accuracy of 68.20%. These findings indicate that the proposed approach is capable of classifying Facebook Pro comments with relatively consistent performance.

Copyright © SENASIF 2026
ISSN: 2598-0076

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah membawa perubahan dalam penggunaan media sosial. Media sosial tidak hanya digunakan sebagai sarana komunikasi, tetapi juga dimanfaatkan untuk memperoleh informasi, hiburan, serta mendukung aktivitas ekonomi digital [1]. Facebook sebagai salah satu platform media sosial menyediakan ruang bagi pengguna untuk menyampaikan pendapat, pengalaman, dan persepsi terhadap berbagai layanan dan fitur yang tersedia.

Salah satu fitur yang berkembang pada Facebook adalah Facebook Pro. Fitur tersebut memungkinkan pengguna memperoleh manfaat dari aktivitas pembuatan konten dan mendorong munculnya berbagai tanggapan dari pengguna. Komentar pengguna dapat menjadi sumber informasi untuk mengetahui kecenderungan tanggapan positif, negatif, maupun netral terhadap fitur tersebut. Informasi tersebut dapat memberikan gambaran mengenai aspek yang diapresiasi maupun dikeluhkan oleh pengguna.

Jumlah komentar yang cukup banyak membuat proses analisis secara manual menjadi kurang efektif dan membutuhkan waktu. Oleh karena itu, diperlukan metode yang dapat mengolah data komentar secara otomatis dan sistematis. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah analisis sentimen, yaitu proses untuk mengelompokkan opini ke dalam kategori positif, negatif, dan netral [2].

Dalam penelitian ini, pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan hybrid yang menggabungkan Lexicon-Based dan Emoji Weighting. Lexicon-Based digunakan untuk memperoleh skor berdasarkan kata-kata yang terdapat dalam kamus sentimen [3][4], sedangkan Emoji Weighting digunakan untuk mempertimbangkan informasi emosional yang terdapat dalam emoji. Pendekatan tersebut digunakan pada tahap pelabelan untuk menghasilkan label sentimen positif, negatif, dan netral[5][6]. Selanjutnya, TF-IDF digunakan untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik sebagai fitur masukan[7], sedangkan Multinomial Naïve Bayes Classifier digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen[8][9][10].

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pendekatan Lexicon-Based dapat digunakan untuk memberikan penilaian awal terhadap sentimen[3], sedangkan Naïve Bayes dapat digunakan untuk klasifikasi teks. Penelitian Dewi dan Iskandar menunjukkan penerapan Naïve Bayes dan Lexicon-Based untuk analisis sentimen komentar pengguna Instagram. Penelitian lain juga menunjukkan bahwa Naïve Bayes dapat digunakan dalam analisis sentimen media sosial.

Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus membahas sentimen pengguna terhadap fitur Facebook Pro masih terbatas. Selain itu, penerapan kombinasi Lexicon-Based dan Emoji Weighting pada tahap pelabelan yang kemudian dilanjutkan dengan TF-IDF dan Multinomial Naïve Bayes juga masih terbatas pada objek tersebut. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan pendekatan hybrid untuk melakukan pelabelan sentimen komentar Facebook Pro, kemudian

Copyright © SENASIF 2026
ISSN: 2598-0076

menggunakan TF-IDF sebagai ekstraksi fitur dan Multinomial Naïve Bayes untuk melakukan klasifikasi.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan mengetahui hasil pelabelan sentimen menggunakan pendekatan Hybrid Lexicon-Based dan Emoji Weighting, mengetahui hasil klasifikasi menggunakan Multinomial Naïve Bayes berdasarkan fitur TF-IDF, serta mengevaluasi kinerja model menggunakan Split Data 80:20 dan Stratified 5-Fold Cross Validation. Tujuan tersebut sesuai dengan rumusan masalah dan tujuan penelitian pada laporan skripsi.

II. METODE

A. Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian berupa 1.000 komentar berbahasa Indonesia yang diperoleh dari beberapa postingan publik Facebook yang membahas fitur Facebook Pro. Pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik purposive sampling, dengan memilih komentar yang sesuai dengan kriteria penelitian.

Data komentar kemudian diproses melalui tahapan ekstraksi emoji, preprocessing, pelabelan sentimen, pembobotan TF-IDF, pembagian data training dan testing, klasifikasi menggunakan Multinomial Naïve Bayes, serta evaluasi model.

B. Preprocessing Data

Tahap preprocessing dilakukan untuk membersihkan dan mempersiapkan data komentar sebelum digunakan pada proses pelabelan dan klasifikasi. Tahapan preprocessing yang digunakan meliputi case folding, cleansing, tokenization, normalization, stopword removal, dan stemming.

Sebelum preprocessing dilakukan, emoji diekstraksi terlebih dahulu. Tahap ini bertujuan mempertahankan informasi emosional yang terdapat dalam emoji agar tidak hilang pada proses cleansing. Emoji yang diperoleh kemudian dikonversi ke bentuk Unicode untuk digunakan dalam proses Emoji Weighting.

C. Pelabelan Sentimen Hybrid

Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan Hybrid Lexicon-Based dan Emoji Weighting. Setelah preprocessing, setiap komentar diberikan skor berdasarkan kata-kata yang terdapat dalam kamus sentimen[11][4]. Selanjutnya, skor tersebut dikombinasikan dengan bobot emoji yang terdapat pada komentar[5][6].

Pendekatan hybrid pada penelitian ini hanya diterapkan pada tahap pelabelan sentimen. Hasil pelabelan digunakan sebagai target klasifikasi. TF-IDF tidak termasuk bagian dari hybrid, tetapi digunakan sebagai metode ekstraksi fitur, sedangkan Multinomial Naïve Bayes digunakan sebagai algoritma klasifikasi.

Copyright © SENASIF 2026

ISSN: 2598-0076

D. Pembobotan TF-IDF

Data komentar yang telah melalui preprocessing dan memiliki label sentimen kemudian diubah menjadi representasi numerik menggunakan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). TF menunjukkan frekuensi kemunculan suatu kata dalam dokumen, sedangkan IDF memberikan bobot berdasarkan tingkat kemunculan kata pada keseluruhan dokumen[7][8]. Hasil pembobotan TF-IDF digunakan sebagai fitur masukan dalam proses klasifikasi.

E. Klasifikasi Multinomial Naïve Bayes

Klasifikasi dilakukan menggunakan Multinomial Naïve Bayes Classifier. Algoritma ini digunakan untuk mengelompokkan komentar ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Pemilihan Multinomial Naïve Bayes dilakukan karena algoritma tersebut sesuai untuk klasifikasi data teks yang direpresentasikan dalam bentuk fitur TF-IDF[9][10].

F. Pembagian Data dan Evaluasi

Pengujian pertama menggunakan pembagian data 80:20, yaitu 800 data sebagai data training dan 200 data sebagai data testing. Pembagian dilakukan dengan mempertahankan proporsi kelas sentimen pada kedua subset data.

Pengujian selanjutnya menggunakan Stratified 5-Fold Cross Validation. Dataset dibagi menjadi lima fold dengan proporsi kelas sentimen yang dipertahankan pada setiap fold[12]. Setiap fold secara bergantian digunakan sebagai data pengujian, sedangkan empat fold lainnya digunakan sebagai data pelatihan[13]. Kinerja model dievaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, dan F1-score. Evaluasi digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan komentar ke dalam kategori sentimen[14].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pelabelan Sentimen

Pelabelan menggunakan pendekatan Hybrid Lexicon-Based dan Emoji Weighting menghasilkan tiga kategori sentimen. Dari 1.000 komentar, sebanyak 595 komentar (59,5%) termasuk kategori netral, 305 komentar (30,5%) termasuk kategori positif, dan 100 komentar (10%) termasuk kategori negatif. Dengan demikian, sentimen netral merupakan kategori yang paling dominan, sedangkan sentimen negatif merupakan kategori dengan jumlah paling sedikit.

Tabel 1. Distribusi Sentimen

Sentimen	Jumlah	Persentase
Netral	595	30,5%
Positif	305	10,0%
Negatif	100	59,5%
Total	1.000	100%

Copyright © SENASIF 2026
ISSN: 2598-0076

Distribusi tersebut menunjukkan adanya ketidakseimbangan kelas, karena jumlah komentar netral jauh lebih banyak dibandingkan komentar negatif. Kondisi ini kemudian berpengaruh terhadap kemampuan model dalam mengenali masing-masing kategori sentimen.

B. Hasil Pengujian Split Data 80:20

Pengujian menggunakan Split Data 80:20 menghasilkan accuracy sebesar 69,50%, precision sebesar 75,76%, recall sebesar 69,50%, dan F1-score sebesar 63,92%.

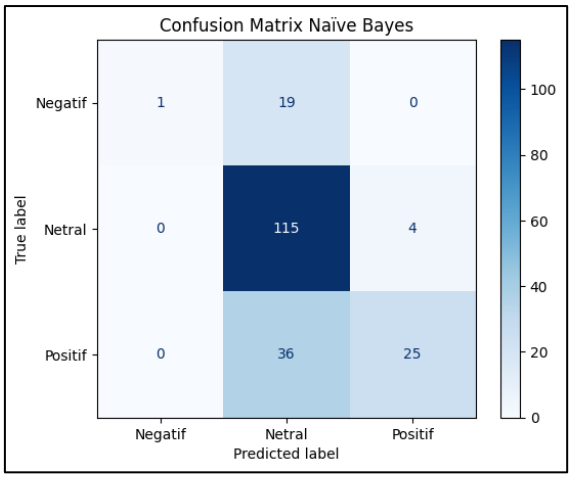
Tabel 2. Hasil Evaluasi Split Data 80:20

Metrik	Hasil
Accuracy	69,50%
Precision	75,76%
Recall	69,50%
F1-score	63,92%

Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi terhadap komentar Facebook Pro, tetapi kemampuan dalam mengenali setiap kelas belum merata. Kondisi tersebut terutama terlihat pada kelas negatif yang memiliki jumlah data paling sedikit.

C. Confusion Matrix dan Classification Report

Untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali masing-masing kategori sentimen, hasil klasifikasi dianalisis menggunakan confusion matrix dan classification report. Confusion matrix memperlihatkan perbandingan antara kelas aktual dan kelas hasil prediksi model.



Gambar 1. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Multinomial Naïve Bayes

Berdasarkan Gambar 1, model lebih banyak mengenali data pada kelas netral dibandingkan kelas positif dan negatif. Hal tersebut menunjukkan bahwa model cenderung lebih baik dalam mengenali kelas mayoritas, sementara sebagian data dari kelas minoritas masih diprediksi sebagai kelas netral.

Hasil classification report menunjukkan bahwa kelas negatif memperoleh precision 1,00, recall 0,05, dan F1-score 0,10. Kelas netral memperoleh recall 0,97 dan F1-score 0,80, sedangkan kelas positif memperoleh precision 0,86, recall 0,41, dan F1-score 0,56.

Copyright © SENASIF 2026
ISSN: 2598-0076

Tabel 3. *Classification Report*

Kelas	*Precision*	*recall*	*f1-score*	*Support*
Negatif	1.00	0.05	0.10	20
Netral	0.68	0.97	0.80	119
Positif	0.86	0.41	0.56	61

Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan lebih baik dalam mengenali kelas netral dibandingkan kelas lainnya. Tingginya recall pada kelas netral berkaitan dengan jumlah data netral yang lebih dominan, sedangkan rendahnya recall pada kelas negatif menunjukkan bahwa sebagian besar data pada kelas tersebut belum berhasil dikenali dengan baik. Oleh karena itu, evaluasi model perlu mempertimbangkan precision, recall, dan F1-score selain accuracy agar performa model pada setiap kelas dapat diketahui secara lebih menyeluruh.

D. Perbandingan Split Data dan 5-Fold Cross Validation

Selain Split Data 80:20, penelitian ini menggunakan Stratified 5-Fold Cross Validation untuk melihat konsistensi performa model pada beberapa pembagian data. Hasil rata-rata 5-Fold memperoleh accuracy sebesar 68,20%, precision sebesar 72,11%, recall sebesar 68,20%, dan F1-score sebesar 62,19%.

Tabel 4. Perbandingan Hasil Pengujian

Metode Pengujian	*Accuracy*	*Precision*	Recall	*F1Score*
Split Data *80:20*	69,50%	75,76%	69,50%	63,92%
*K-Fold Cross Validation (*Rata-rata 5*Fold)*	68,80%	72,11%	72,11%	62,19%
K-Fold Terbaik *(Fold 3)*	74,50%	-	-	-

Pada pengujian 5-Fold, accuracy tertinggi diperoleh pada fold ke-3 sebesar 74,50%. Secara keseluruhan, hasil Split Data dan 5-Fold memiliki nilai yang relatif berdekatan. Hal tersebut menunjukkan bahwa model memberikan performa yang relatif konsisten pada kedua metode pengujian, meskipun hasil Split Data sedikit lebih tinggi dibandingkan rata-rata 5-Fold.

Perbedaan performa antar kelas terutama berkaitan dengan distribusi data yang tidak seimbang. Kelas netral memiliki 595 data atau 59,5%, sedangkan kelas negatif hanya memiliki 100 data atau 10%. Kondisi tersebut menyebabkan model memperoleh pola pembelajaran yang lebih banyak dari kelas mayoritas sehingga lebih mudah mengenali kelas netral dibandingkan kelas minoritas.

IV. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan pendekatan Hybrid Lexicon-Based dan Emoji Weighting untuk melakukan pelabelan sentimen terhadap komentar Facebook Pro. Selanjutnya, TF-IDF dapat

Copyright © SENASIF 2026
ISSN: 2598-0076

digunakan untuk mengubah komentar menjadi representasi fitur numerik dan Multinomial Naïve Bayes dapat digunakan untuk mengklasifikasikan komentar ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pendekatan yang digunakan mampu melakukan klasifikasi dengan performa yang relatif konsisten pada Split Data dan Stratified 5-Fold Cross Validation. Namun, distribusi kelas yang tidak seimbang menyebabkan kemampuan model dalam mengenali setiap kategori belum merata, terutama pada kelas negatif.

DAFTAR RUJUKAN

[1] D. Metode, B. Leksikon, F. Ahmadi, dan J. Nur, "Analisis Sentimen Pada Media Sosial Universitas," 2023.

[2] B. Liu, "Sentiment Analysis and Opinion Mining," Morgan & Claypool Publishers, 2012.

[3] A. H. Ramadhani, H. Q. Djauhari, V. Lius, dan A. Nugroho, "Hybrid Naive Bayes TF-IDF Algorithm and Lexicon Approach for Sentiment Analysis of Reviews," vol. 12, no. 7, 2024.

[4] Y. Qi dan Z. Shabrina, "Sentiment analysis using Twitter data : a comparative application of lexicon - and machine - learning - based approach," *Soc. Netw. Anal. Min.*, vol. 13, no. 1, hal. 1–14, 2023, doi: 10.1007/s13278-023-01030-x.

[5] C. J. Hand, "Emoji Alter the Perception of Emotion in Affectively Neutral Text messages," *J. Nonverbal Behav.*, hal. 83–97, 2023, doi: 10.1007/s10919-022-00421-6.

[6] P. K. Novak, J. Smailovi, B. Sluban, dan I. Mozeti, "Sentiment of Emojis," no. March, hal. 1–22, 2015, doi: 10.1371/journal.pone.0144296.

[7] N. Shafiya, N. Salam, A. A. Supianto, dan A. R. Perdanakusuma, "Analisis Sentimen Opini Mahasiswa Terhadap Saran Kuesioner Penilaian Kinerja Dosen dengan Menggunakan TF-IDF dan K-Nearest Neighbor," 2019. [Daring]. Tersedia pada: http://j-ptiik.ub.ac.id

[8] P. P. Adikara, S. Adinugroho, dan S. Insani, "Detection of Cyber Harassment (Cyberbullying) on Instagram Using Naïve Bayes Classifier with Bag of Words and Lexicon Based Features," hal. 64–68, 2020.

[9] C. Journal, S. U. Masruroh, dan L. K. Wardhani, "Performance comparison of the Naive Bayes algorithm and the k-NN lexicon approach on Twitter media sentiment analysis," vol. 3, no. 2, hal. 35–40, 2023, doi: 10.59190/stc.v3i2.229.

[10] A. Gerliandeva, Y. H. Chrisnanto, dan H. Ashaury, "Optimasi Klasifikasi Sentimen pada Komentar Online menggunakan Multinomial Naïve Bayes dan Ekstraksi Fitur TF-IDF serta N-grams Optimization of Sentiment Classification on Online Comments using Multinomial Naïve Bayes and TF-IDF Feature Extraction and N-grams," no. X, hal. 259–272, 2024, doi: 10.56873/jpkm.v9i2.5585.

[11] C. R. Dewi dan A. Iskandar, "Analisis Sentimen Komentar Pengguna Instagram Mengenai Pelaksanaan Pemilu 2024 dengan Naïve Bayes dan Lexicon-Based," *J. Comput. Syst.*

Copyright © SENASIF 2026

ISSN: 2598-0076

Informatics, vol. 6, no. 1, hal. 456–471, 2024, doi: 10.47065/josyc.v6i1.5784.

[12] D. Krstajic, L. J. Buturovic, D. E. Leahy, dan S. Thomas, "Cross-validation pitfalls when selecting and assessing regression and classification models," *J. Cheminform.*, vol. 6, no. 1, hal. 1–15, 2014, doi: 10.1186/1758-2946-6-10.

[13] Y. Xu dan R. Goodacre, "On Splitting Training and Validation Set : A Comparative Study of Cross - Validation , Bootstrap and Systematic Sampling for Estimating the Generalization Performance of Supervised Learning," *J. Anal. Test.*, vol. 2, no. 3, hal. 249–262, 2018, doi: 10.1007/s41664-018-0068-2.

[14] S. Khoerunnisa, D. F. Shiddiq, dan D. Nurhayati, "Application of the Naive Bayes Algorithm with TF-IDF and Cross Validation Techniques for Sentiment Analysis Towards Starlink Penerapan Algoritma Naive Bayes dengan Teknik TF-IDF dan Cross Validation untuk Analisis Sentimen Terhadap Starlink," vol. 5, no. April, hal. 566–577, 2025.

Copyright © SENASIF 2026
ISSN: 2598-0076