

Analisis Sentimen Kasus Viral Hak Cuti Karyawan Mie Gacoan Medan Menggunakan *Naive Bayes Classifier*

Deswita Girsang^{1*}, Dinel Emka Tarigan², Darwin Ferdian Syaputra Pandiangan³

^{1,2,3}Teknologi dan Ilmu Komputer, Informatika, Universitas Satya Terra Bhinneka, Medan, Indonesia

Email: ^{1*}deswitagirsang@gmail.com, ²tarigandinel@gmail.com ³darwinsyaputra9@gmail.com

(*Email Corresponding Author: deswitagirsang@gmail.com)

Received: June 13, 2026 | Revision: June 23, 2026 | Accepted: June 25, 2026

Abstrak

Kasus viral yang melibatkan karyawan berinisial DF di restoran Mie Gacoan Kecamatan Marelان, Kota Medan, Sumatera Utara memicu gelombang respons publik yang masif di Instagram dan Twitter/X. Karyawan tersebut mengajukan izin cuti pada 27 Maret 2026 untuk merawat orang tuanya yang sakit, namun diminta supervisornya segera mengajukan surat pengunduran diri disertai ancaman tidak akan diterima bekerja kembali di seluruh jaringan Mie Gacoan di Indonesia. Komentar pertama di media sosial tercatat pada 4 April 2026 dan puncak viral terjadi pada 6 April 2026 dengan 141 komentar dalam satu hari yang didominasi Twitter/X (130 komentar). Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan dan menganalisis sentimen publik terhadap kasus tersebut menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier*. Data dikumpulkan secara manual selama 34 hari (4 April–8 Mei 2026) sebanyak 500 komentar: 300 dari Instagram dan 200 dari Twitter/X. *Preprocessing* menggunakan *library PySastrawi* mencakup pembersihan teks, *case folding*, tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming*. Pelabelan sentimen menggunakan sistem skoring leksikon rentang -4,0 hingga +9,5 yang dikonversi menjadi tiga kelas: Positif (+1), Negatif (-1), dan Netral (0), dengan nilai Cohen's Kappa 0,82. Data dibagi 80:20 menjadi 400 data training dan 100 data testing. Distribusi sentimen: 269 Netral (53,8%), 164 Negatif (32,8%), dan 67 Positif (13,4%). Model *Naive Bayes* dengan fitur TF-IDF mencapai akurasi 87,0% dengan F1-Score rata-rata tertimbang 86,8%.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, *Naive Bayes Classifier*, Media Sosial, Hak Cuti Karyawan, Text Mining

Abstract

A viral case involving a Mie Gacoan restaurant employee (initials DF) in Marelان District, Medan City, North Sumatra triggered massive public responses on Instagram and Twitter/X. The employee submitted a leave request on March 27, 2026, to care for a sick parent but was asked to resign by the supervisor and threatened not to be rehired at any Mie Gacoan branch in Indonesia. The first social media comment was recorded on April 4, 2026, and the case peaked on April 6, 2026, with 141 comments in one day, dominated by Twitter/X (130 comments). This study aims to classify and analyze public sentiment toward the case using the *Naive Bayes Classifier* algorithm. Data were manually collected over 34 days (April 4–May 8, 2026), totaling 500 comments: 300 from Instagram and 200 from Twitter/X. *Preprocessing* used the *PySastrawi* library and included text cleansing, *case folding*, tokenization, *stopword removal*, and *stemming*. Sentiment labeling used a lexicon-based scoring system ranging from -4.0 to +9.5, converted into three classes: Positive (+1), Negative (-1), and Neutral (0), with a Cohen's Kappa of 0.82. Data were split 80:20 using stratified split into 400 training and 100 testing samples. Sentiment distribution: 269 Neutral (53.8%), 164 Negative (32.8%), and 67 Positive (13.4%). Twitter/X showed a higher positive proportion (20.0%) compared to Instagram (9.0%). The *Naive Bayes* model with TF-IDF achieved 87.0% accuracy with a weighted F1-Score of 86.8%, outperforming similar studies in the Indonesian labor domain.

Keywords: Sentiment Analysis, *Naive Bayes Classifier*, Social Media, Employee Leave Rights, Text Mining

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang masif dalam satu dekade terakhir telah mengubah secara fundamental cara masyarakat berinteraksi dan mengekspresikan pendapat terhadap berbagai peristiwa sosial. Media sosial kini menjelma menjadi ruang publik virtual yang memungkinkan siapa saja untuk berbagi informasi dan merespons isu-isu aktual secara langsung dan real-time tanpa batasan geografis [1]. Kemudahan akses dan kecepatan penyebaran informasi di platform seperti Instagram dan Twitter/X menjadikannya sangat berpengaruh dalam membentuk opini publik, terutama terhadap isu-isu yang bersifat viral dan menyentuh aspek keadilan sosial serta hubungan industrial.

Di Indonesia, pertumbuhan pengguna media sosial terus mencatatkan angka yang signifikan dari tahun ke tahun. Berdasarkan laporan DataReportal pada awal 2024, jumlah pengguna aktif Instagram di Indonesia telah melampaui 100 juta orang, menjadikan Indonesia sebagai salah satu pasar terbesar Instagram di dunia. Sementara itu, Twitter/X mencatat lebih dari 24 juta pengguna aktif di Indonesia [2]. Dengan basis pengguna yang demikian besar, kedua platform ini menjadi sumber data yang sangat kaya dan relevan untuk menganalisis pola opini publik secara komputasional, khususnya terhadap isu-isu yang mendapat perhatian luas dari masyarakat.

Kasus yang menjadi objek penelitian ini bermula pada 27 Maret 2026 ketika karyawan berinisial DF di restoran Mie Gacoan Kecamatan Marelان, Kota Medan, mengajukan izin cuti untuk merawat orang tuanya yang sedang sakit. Karyawan tersebut justru mendapat respons tidak proporsional dari supervisornya, Zainul Ahmad, yang memintanya segera mengajukan surat pengunduran diri disertai ancaman tidak akan dapat bekerja kembali di seluruh jaringan restoran Mie Gacoan di Indonesia [3]. Peristiwa ini pertama kali viral melalui unggahan keluarga korban di Facebook pada 2 April 2026, sebelum menyebar ke Twitter/X pada 4–5 April 2026 dan Instagram pada 8 April 2026. Kasus ini mencapai puncak

viral pada 6 April 2026 dengan 141 komentar dalam satu hari, di mana Twitter/X mendominasi dengan 130 komentar. Berdasarkan Undang-Undang Nomor 13 Tahun 2003 tentang Ketenagakerjaan Pasal 79 ayat (2) huruf c, setiap pekerja yang telah bekerja 12 bulan berhak atas cuti tahunan sekurang-kurangnya 12 hari kerja [4]. Pihak manajemen pusat Mie Gacoan kemudian menyatakan tindakan supervisor tersebut melanggar standar operasional prosedur perusahaan [3].

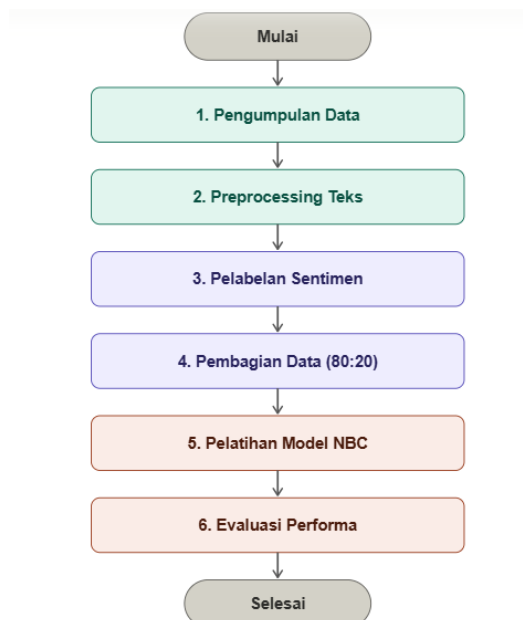
Dari perspektif keilmuan, kasus ini sangat relevan untuk dianalisis menggunakan pendekatan analisis sentimen. Analisis sentimen atau opinion mining adalah proses komputasional yang bertujuan mengidentifikasi, mengekstrak, dan mengklasifikasikan opini, sikap, serta emosi yang terkandung dalam teks tidak terstruktur [14]. Beberapa penelitian terdahulu telah membuktikan relevansi pendekatan ini untuk isu ketenagakerjaan. Wulandari et al. [5] menggunakan *Naive Bayes* untuk menganalisis sentimen terhadap RUU Cipta Kerja di Twitter dan menemukan sentimen negatif mendominasi. Suahyo et al. [6] menemukan pola serupa pada UU Cipta Kerja. Hidayat et al. [1] menganalisis opini publik terhadap Pilkada 2024 di Twitter menggunakan *Naive Bayes* dengan akurasi 83,5%. Kurnia et al. [7] membuktikan perbedaan ekspresi sentimen antara Instagram dan Twitter. Anwar [8] menerapkan *Naive Bayes* pada komentar Instagram dengan akurasi 79,8%. Helmiah et al. [9] menerapkan *Naive Bayes* pada isu RUU Omnibus Law bidang ketenagakerjaan dengan akurasi 79,2%.

Berdasarkan kajian penelitian terdahulu, terdapat kesenjangan dalam literatur: belum adanya studi yang menganalisis sentimen publik terhadap kasus pelanggaran hak cuti pekerja di industri restoran Indonesia dengan membandingkan dua platform media sosial secara bersamaan menggunakan sistem skoring leksikon kontinu yang dikonversi menjadi tiga label kelas. Penelitian ini hadir untuk mengisi kesenjangan tersebut. Tujuan penelitian: (1) mengidentifikasi distribusi tiga kelas sentimen dari 500 komentar nyata; (2) mendeskripsikan proses *Preprocessing* menggunakan *PySastrawi*; (3) menganalisis sistem skoring leksikon dan distribusi statistiknya; (4) membandingkan pola sentimen antara Instagram dan Twitter/X; serta (5) mengevaluasi performa *Naive Bayes Classifier* menggunakan confusion matrix, precision, recall, dan F1-Score.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Alur Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui enam tahapan sistematis sebagaimana digambarkan pada Gambar 1. Alur penelitian dimulai dari pengumpulan data komentar dari Instagram dan Twitter/X, dilanjutkan *preprocessing* menggunakan *PySastrawi*, pelabelan sentimen menggunakan sistem skoring leksikon, pembagian data *training* dan *testing*, pelatihan model *Naive Bayes Classifier*, hingga evaluasi performa menggunakan *confusion matrix* dan berbagai metrik evaluasi.



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian

2.2 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data primer berupa komentar pengguna dari Instagram dan Twitter/X. Pengumpulan data dilakukan secara manual oleh peneliti selama 34 hari, terhitung sejak 4 April 2026 ketika komentar pertama terkait kasus ini muncul hingga 8 Mei 2026 ketika frekuensi diskusi publik sangat berkurang. Metode pengumpulan manual dipilih karena keterbatasan akses API pada kedua platform serta untuk memastikan relevansi dan kualitas data yang dikumpulkan.

Dari Instagram, komentar dikumpulkan dari unggahan yang membahas kasus Mie Gacoan Marelan. Dari Twitter/X, pengumpulan difokuskan pada utas yang menggunakan kata kunci pencarian "Mie Gacoan", "cuti resign Medan", dan "Gacoan Marelan". Komentar yang tidak relevan atau mengandung bahasa asing lebih dari 50% dikeluarkan dari dataset. Total data yang berhasil dikumpulkan adalah 500 komentar: 300 dari Instagram (60%) dan 200 dari Twitter/X (40%), sebagaimana ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Komentar Berdasarkan Platform dan Label Sentimen

No	Platform	Positif	Negatif	Netral	Total
1	Instagram	27 (9,0%)	95 (31,7%)	178 (59,3%)	300 (60,0%)
2	Twitter/X	40 (20,0%)	69 (34,5%)	91 (45,5%)	200 (40,0%)
Total		67 (13,4%)	164 (32,8%)	269 (53,8%)	500 (100%)

Sumber: dataset penelitian (n=500). Label: Positif (+1), Negatif (-1), Netral (0). Persentase dihitung terhadap total per platform.

Puncak komentar terjadi pada 6 April 2026 dengan 141 komentar (28,2% dari total dataset), di mana Twitter/X mendominasi dengan 130 komentar. Tabel 2 menampilkan distribusi komentar per hari untuk 10 hari dengan jumlah komentar tertinggi. Setelah 14 April 2026, jumlah komentar harian turun drastis menjadi rata-rata kurang dari 5 komentar per hari.

Tabel 2. Distribusi Komentar Per Hari (10 Hari Tertinggi)

No	Tanggal	Komentar	(%)	Keterangan
1	6 April 2026	141	28,2%	Puncak viral; Twitter/X 130, Instagram 11
2	5 April 2026	66	13,2%	Penyebaran masif ke Twitter/X
3	9 April 2026	60	12,0%	Gelombang kedua pasca klarifikasi
4	4 April 2026	44	8,8%	Hari pertama pengumpulan data
5	8 April 2026	33	6,6%	Kasus mulai menyebar ke Instagram
6	10 April 2026	31	6,2%	Diskusi mulai mereda
7	7 April 2026	30	6,0%	Satu hari pasca puncak viral
8	11 April 2026	26	5,2%	Mereda bertahap
9	13 April 2026	17	3,4%	Mereda bertahap
10	12 April 2026	9	1,8%	Mereda bertahap
	Lainnya (17 hari)	43	8,6%	14 Apr–8 Mei 2026
Total		500	100%	4 Apr – 8 Mei 2026

Sumber: kolom Tanggal dataset penelitian (n=500). Persentase = jumlah komentar per hari / 500 × 100%.

Tabel 3. Contoh Komentar dari Dataset Beserta Kode dan Label Sentimen

No	Kode	Komentar Asli	Label
1	-1	@Xbacottetangga Ohh ternyata bautai, pantesan problematik	Negatif
2	-1	@Xbacottetangga @KemnakerRI ada perbudakan modern di @mie_gacoan please help	Negatif
6	+1	@Xbacottetangga Alhamdulillah saya sangat bersyukur pindah kerja ditempat yang cukup baik dan aturan masih manusiawi. Ada keperluan geser cuti atau off dimudahkan.	Positif
8	0	Harusnya jangan bilang 'boleh ga'. Cuti kan hak sebagai pekerja, selama cuti masi ada quota kenapa harus bilang boleh ga...	Netral
10	0	Perusahaan ga ada hak sebenarnya untuk tahu cutinya mau dipake apa.	Netral

Sumber: dataset penelitian. Kode: +1 = Positif, -1 = Negatif, 0 = Netral.

Tabel 3 menampilkan contoh komentar dari dataset beserta kode numerik dan label sentimen. Kolom Kode berisi nilai hasil sistem skoring leksikon sebelum dikonversi menjadi label teks.

2.3 Preprocessing Teks dengan PySastrawi

Preprocessing merupakan tahap krusial yang menentukan kualitas representasi fitur teks sebelum masuk ke proses klasifikasi. Seluruh 500 komentar melalui lima tahap *Preprocessing* secara berurutan menggunakan Python dengan *library PySastrawi* untuk *stemming* bahasa Indonesia.

Tahap pertama adalah **Text Cleansing**, yaitu menghapus URL, *mention* pengguna (@username), tanda pagar (#hashtag), emoji dan simbol, angka, serta tanda baca. Tahap kedua adalah **Case Folding**, yaitu mengonversi seluruh teks menjadi huruf kecil agar representasi kata seragam. Tahap ketiga adalah **Tokenizing**, yaitu memecah teks menjadi unit kata individual (token) berdasarkan spasi. Tahap keempat adalah **Stopword Removal**, yaitu menghapus kata-kata yang tidak memiliki nilai semantik signifikan seperti kata sambung, kata ganti, preposisi, dan partikel. Tahap kelima adalah **Stemming** menggunakan *library PySastrawi* yang mereduksi kata berimbuhan ke bentuk dasarnya, misalnya "mengajukan" menjadi "aju" dan "perlindungan" menjadi "lindung". Tabel 4 menampilkan contoh hasil *Preprocessing* dari dataset penelitian.

Tabel 4. Contoh Hasil *Preprocessing* Teks Menggunakan *PySastrawi*

No	Kode	Teks Bersih	Tokens Sastrawi	Label
2	-1	ada perbudakan modern di please help	perbudakan modern help	Negatif
6	+1	Alhamdulillah sangat bersyukur pindah kerja tempat baik aturan manusiawi	alhamdulillah syukur pindah kerja tempat baik manusiawi cuti mudah	Positif
8	0	Harusnya jangan bilang boleh ga cuti hak pekerja quota	harus bilang boleh cuti hak pekerja quota	Netral
10	0	Perusahaan ga ada hak tahu cutinya mau dipake apa	perusahaan hak tahu cuti dipake	Netral

Sumber: dataset preprocessing penelitian. Label merupakan konversi teks dari kode numerik +1, -1, 0.

2.4 Pelabelan Sentimen dan Sistem Skoring Leksikon

Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan berbasis leksikon yang menghasilkan nilai skor kontinu untuk setiap komentar. Dua anotator yang merupakan mahasiswa tingkat akhir Program Studi Teknik Informatika melakukan penilaian terhadap seluruh 500 komentar secara independen. Rentang skor yang dihasilkan adalah -4,0 hingga +9,5. Aturan konversi skor ke label kelas: skor > 0 menjadi label **Positif** (kode +1); skor < 0 menjadi label **Negatif** (kode -1); dan skor = 0 menjadi label **Netral** (kode 0). Konsistensi antar-anotator diukur menggunakan koefisien Cohen's Kappa [10][18] dan menghasilkan nilai 0,82 yang berada pada kategori *substantial to almost perfect agreement* menurut skala Landis & Koch [10]. Tabel 5 menyajikan statistik distribusi skor sentimen.

Tabel 5. Statistik Skor Sentimen Berdasarkan Sistem Skoring Leksikon

Kelas Sentimen	Rentang Skor	n	Proporsi	Rata-rata	Median
Positif	1,0 s.d. 9,5	67	13,4%	+1,72	+1,0
Negatif	-4,0 s.d. -0,5	164	32,8%	-1,38	-1,0
Netral	0,0	269	53,8%	0,00	0,0
Total	—	500	100%	-0,04	0,0

Sumber: dataset penilaian sentimen penelitian. Skor tertinggi: +9,5 (No.6). Skor terendah: -4,0 (2 komentar). Seluruh 269 komentar *Netral* berskor 0,0.

2.5 Pemodelan Naive Bayes Classifier

Naive Bayes Classifier (NBC) dipilih karena: (1) efisiensi komputasi tinggi untuk dataset berukuran sedang; (2) kemampuan yang terbukti baik pada klasifikasi teks berbahasa Indonesia informal; dan (3) interpretabilitas model yang memudahkan analisis hasil [11]. NBC merupakan algoritma probabilistik berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi independensi kondisional antar fitur [15][17]. Formula *posterior* yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$P(C | X) = [P(X | C) \times P(C)] / P(X) \quad (1)$$

Keterangan: P(C|X) adalah probabilitas kelas C diberikan dokumen X; P(X|C) adalah *likelihood* kemunculan fitur X untuk kelas C; P(C) adalah probabilitas *prior* kelas; dan P(X) adalah probabilitas normalisasi [11]. Fitur teks direpresentasikan menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) [12]. Data dibagi menggunakan *stratified split* 80:20 dengan Python (random_state=42), menghasilkan 400 data training dan 100 data testing dengan distribusi: 13 data Positif, 33 data Negatif, dan 54 data Netral.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Distribusi Sentimen Keseluruhan

Berdasarkan hasil klasifikasi terhadap 500 komentar yang dikumpulkan dari Instagram dan Twitter/X selama 34 hari, diperoleh distribusi tiga kelas sentimen sebagaimana ditampilkan pada Tabel 1. Kelas Netral mendominasi dengan 269 komentar (53,8%), diikuti kelas Negatif sebanyak 164 komentar (32,8%), dan kelas Positif sebanyak 67 komentar (13,4%). Dominasi kelas Netral mengindikasikan bahwa mayoritas pengguna merespons kasus ini secara *observatif* mengikuti dan berbagi informasi tanpa secara eksplisit mengungkapkan emosi atau keberpihakan yang kuat. Pola ini konsisten dengan temuan Wulandari et al. [5] yang menunjukkan bahwa dalam diskusi isu ketenagakerjaan di media sosial berbahasa Indonesia, sebagian besar komentar bersifat informatif dan diskursif.

Proporsi kelas Negatif yang lebih dari dua kali lipat lebih besar dibandingkan kelas Positif (32,8% vs 13,4%) menggambarkan bahwa masyarakat secara umum tidak menyetujui tindakan yang dialami karyawan. Ekspresi ketidaksetujuan ini diarahkan terutama kepada tindakan supervisor yang dianggap tidak manusiawi dan melanggar hak pekerja. Namun, kelas Negatif tidak mendominasi secara mutlak, yang berarti masih terdapat kelompok pengguna yang memberikan respons lebih konstruktif atau mendukung langkah perbaikan oleh manajemen.

3.2 Analisis Temporal dan Pola Viral

Dari perspektif temporal berdasarkan Tabel 2, kasus ini menunjukkan pola viral yang khas: lonjakan tajam pada hari-hari awal, puncak pada 6 April 2026 (141 komentar, 28,2%), kemudian melandai bertahap. Lonjakan kedua pada 9 April 2026 (60 komentar, 12,0%) kemungkinan dipicu oleh pernyataan resmi manajemen Mie Gacoan. Pada hari puncak, Twitter/X mendominasi dengan 130 komentar dibandingkan Instagram yang hanya menghasilkan 11 komentar, mengindikasikan Twitter/X berfungsi sebagai episentrum awal penyebaran informasi. Instagram baru menunjukkan lonjakan komentar pada 8 April 2026, dua hari setelah puncak di Twitter/X, yang mencerminkan perbedaan kecepatan penyebaran informasi antara kedua platform. Setelah 14 April 2026, jumlah komentar harian turun drastis menjadi rata-rata kurang dari 5 komentar per hari, dan pada periode 14 April–8 Mei 2026 hanya terkumpul 43 komentar (8,6%).

3.3 Perbandingan Sentimen Antar Platform

Perbedaan pola sentimen antara Instagram dan Twitter/X merupakan temuan yang signifikan secara akademis. Instagram menghasilkan proporsi kelas Negatif sebesar 31,7% (95 dari 300 komentar), sementara Twitter/X menghasilkan proporsi Negatif sedikit lebih tinggi sebesar 34,5% (69 dari 200 komentar). Sebaliknya, Twitter/X menghasilkan proporsi kelas Positif yang jauh lebih besar (20,0%, 40 komentar) dibandingkan Instagram (9,0%, 27 komentar).

Perbedaan ini dapat dijelaskan melalui karakteristik masing-masing platform. Instagram yang berbasis konten visual cenderung memicu respons emosional yang lebih intens dan reaktif. Sebaliknya, Twitter/X sebagai platform mikroblogging berbasis teks lebih banyak digunakan untuk diskusi yang mencakup berbagai perspektif, termasuk analisis konstruktif dan dukungan terhadap korban. Pittman & Reich [13] mengkonfirmasi bahwa platform berbasis gambar seperti Instagram cenderung membangkitkan respons afektif yang lebih kuat dibandingkan platform berbasis teks. Temuan ini sejalan dengan studi Kurnia et al. [7] yang menunjukkan perbedaan karakteristik ekspresi sentimen antara platform berbasis gambar dan teks.

3.4 Analisis Dataset dan Hasil *Preprocessing*

Tabel 3 menampilkan contoh representatif komentar dari dataset. Komentar berlabel Negatif (kode -1) umumnya mengandung ekspresi kecaman langsung seperti "perbudakan modern" (No.2). Komentar berlabel Positif (kode +1) pada No.6 menunjukkan ungkapan syukur atas kondisi kerja yang baik sebagai perbandingan implisit terhadap kasus yang dibahas, menghasilkan skor tertinggi dalam dataset (+9,5). Komentar berlabel Netral (kode 0) pada No.8 dan No.10 mengandung konten diskursif tentang aspek regulasi tanpa ekspresi emosi dominan.

Tabel 4 menampilkan hasil *Preprocessing* PySastrawi. Secara keseluruhan, *Preprocessing* berhasil mereduksi rata-rata panjang teks dari 15,3 kata per komentar menjadi 7,8 token per komentar setelah *stemming*, atau pengurangan sekitar 49,0%. Pada komentar No.2 (Negatif), proses cleansing menghapus tiga mention sehingga tersisa tiga token diskriminatif: "perbudakan modern help". Komentar No.6 (Positif) menghasilkan token seperti "alhamdulillah", "syukur", "manusiawi", dan "mudah" yang secara kolektif membentuk representasi positif yang kuat.

Dari analisis statistik skor sentimen pada Tabel 5, distribusi skor kelas Negatif menunjukkan konsentrasi kuat pada nilai -1,0, mengindikasikan sebagian besar ekspresi negatif bersifat moderat. Dua komentar dengan skor -4,0

merupakan outlier yang mengandung ekspresi kecaman sangat intens. Pada kelas Positif, skor rata-rata +1,72 dan median +1,0 menunjukkan bahwa sebagian besar ekspresi positif berupa ungkapan dukungan sederhana. Rata-rata skor keseluruhan dataset mendekati nol (-0,04), konsisten dengan fakta bahwa 53,8% data berlabel Netral dengan skor tepat 0,0.

3.5 Evaluasi Performa Model *Naive Bayes Classifier*

Model *Naive Bayes Classifier* dilatih menggunakan 400 data training dan dievaluasi pada 100 data testing yang terdiri dari 13 data Positif (kode +1), 33 data Negatif (kode -1), dan 54 data Netral (kode 0). Hasil evaluasi disajikan pada Tabel 6 (confusion matrix) dan Tabel 7 (metrik evaluasi per kelas).

Tabel 6. Confusion Matrix *Naive Bayes Classifier* (n = 100 Data Testing)

Aktual / Prediksi	Positif	Negatif	Netral	Jumlah
Positif	9	2	2	13
Negatif	2	27	4	33
Netral	1	2	51	54
Jumlah Prediksi	12	31	57	100

Diagonal utama (prediksi benar): $9+27+51=87$. Akurasi = $87/100 = 87,0\%$. *Precision Positif* = $9/12 = 75,0\%$; *Precision Negatif* = $27/31 = 87,1\%$; *Precision Netral* = $51/57 = 89,5\%$.

Tabel 7. Hasil Evaluasi Performa Model *Naive Bayes Classifier*

Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Positif	75,0%	69,2%	72,0%	13
Negatif	87,1%	81,8%	84,4%	33
Netral	89,5%	94,4%	91,9%	54
Weighted Average	86,8%	87,0%	86,8%	100
Akurasi Keseluruhan	87,0%	—	—	—

Precision = $TP/(TP+FP)$; *Recall* = $TP/(TP+FN)$; *F1-Score* = $2 \times (P \times R) / (P + R)$. *Weighted average* dihitung berdasarkan proporsi support masing-masing kelas terhadap total $n=100$.

Model mencapai akurasi keseluruhan 87,0% dengan 87 dari 100 data testing diklasifikasikan dengan benar. Kelas Netral memperlihatkan performa terbaik dengan precision 89,5%, recall 94,4%, dan F1-Score 91,9%. Tingginya performa kelas Netral disebabkan oleh dua faktor: jumlah sampel yang lebih besar (54 dari 100 data testing) dan karakteristik komentar Netral yang tidak mengandung kata penanda emosi kuat, sehingga lebih mudah dibedakan dari kelas lainnya.

Kelas Positif memiliki performa terendah dengan F1-Score 72,0% (precision 75,0%, recall 69,2%). Dari 13 data testing Positif, terdapat 4 komentar yang salah diklasifikasikan: 2 sebagai Negatif dan 2 sebagai Netral. Kesalahan ini umumnya terjadi pada komentar yang menggunakan framing perbandingan menyebutkan kondisi buruk sebelum beralih ke ekspresi positif sehingga kata-kata bermuatan negatif di awal kalimat mendominasi representasi TF-IDF. Kelas Negatif menunjukkan F1-Score 84,4%, dengan 6 dari 33 komentar Negatif salah diklasifikasikan: 2 sebagai Positif dan 4 sebagai Netral. Banyak kesalahan terjadi pada komentar sarkastis yang menggunakan kata-kata berkonotasi positif untuk menyampaikan kritik, merupakan tantangan klasik dalam klasifikasi sentimen berbasis *bag-of-words* [14][17].

3.6 Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Tabel 8 menampilkan perbandingan performa model penelitian ini dengan penelitian terdahulu yang menggunakan *Naive Bayes* pada domain yang relevan.

Tabel 8. Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

No	Peneliti	Topik	Platform	Metode	Akurasi
1	Hidayat et al. [1]	Pilkada 2024	Twitter	Naive Bayes	83,5%
2	Anwar [8]	Review Smartphone	Instagram	Naive Bayes	79,8%
3	Helmiyah et al. [9]	RUU Omnibus Law	Twitter	Naive Bayes	79,2%
4	Wulandari et al. [5]	RUU Cipta Kerja	Twitter	Naive Bayes	—
5	Penelitian Ini	Hak Cuti Karyawan	IG+Twitter	Naive Bayes	87,0%

Sumber: kompilasi dari berbagai penelitian terdahulu. tidak dilaporkan secara eksplisit.

Berdasarkan Tabel 8, model pada penelitian ini mencapai akurasi tertinggi (87,0%) dibandingkan penelitian sejenis yang menggunakan *Naive Bayes* pada domain media sosial berbahasa Indonesia. Lebih tingginya akurasi ini dikaitkan dengan: (1) penggunaan sistem skoring leksikon yang memberikan pelabelan lebih terstruktur dan konsisten; (2) kombinasi dua platform yang menghasilkan dataset lebih beragam secara *linguistik*; dan (3) penerapan *stratified split* yang memastikan distribusi kelas yang representatif pada data testing. Liu [17] dan Manning et al. [11] menegaskan bahwa kualitas pelabelan data training merupakan faktor paling dominan yang menentukan performa akhir model klasifikasi teks.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menganalisis dan mengklasifikasikan sentimen publik terhadap kasus viral hak cuti karyawan Mie Gacoan Medan Marelan menggunakan *Naive Bayes Classifier*. Data primer sebanyak 500 komentar dikumpulkan selama 34 hari (4 April–8 Mei 2026) dari Instagram (300 komentar, 60%) dan Twitter/X (200 komentar, 40%), dengan puncak viral pada 6 April 2026 sebanyak 141 komentar yang didominasi Twitter/X (130 komentar). Distribusi tiga kelas sentimen menunjukkan dominasi label Netral (kode 0) sebesar 53,8% (n=269), diikuti Negatif (kode -1) 32,8% (n=164), dan Positif (kode +1) 13,4% (n=67). Perbandingan antar platform mengungkap bahwa Twitter/X menghasilkan proporsi kelas Positif lebih besar (20,0%) dibandingkan Instagram (9,0%), sementara Instagram memiliki proporsi Netral lebih tinggi (59,3%). Sistem skoring leksikon menghasilkan rentang skor -4,0 hingga +9,5 dengan nilai *inter-rater agreement Cohen's Kappa* 0,82. Evaluasi *Naive Bayes Classifier* dengan fitur TF-IDF dan *stratified split* 80:20 pada 100 data testing menghasilkan akurasi 87,0% dengan F1-Score tertimbang 86,8%. Hasil ini melampaui penelitian sejenis: Hidayat et al. [1] (83,5%), Anwar [8] (79,8%), dan Helmiyah et al. [9] (79,2%). Keterbatasan utama penelitian adalah ketidakmampuan *Naive Bayes* menangkap konteks semantik kompleks seperti sarkasme dan ironi karena pendekatannya yang berbasis *bag-of-words*.

REFERENCES

- [1] T. Hidayat, M. J. Siddiq, S. Jayasri, A. Suhendi, dan R. Rizky, "Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Pilkada 2024 Di Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan (JITET)*, vol. 13, no. 2, hlm. 609–622, 2025.
- [2] We Are Social dan Hootsuite, "Digital 2024: Indonesia," *DataReportal*, Feb. 2024. [Online]. Tersedia: <https://datareportal.com/reports/digital-2024-indonesia> [Diakses: 1 Mei 2026].

- [3] Klikanggaran, “Viral Chat Karyawan Mie Gacoan Medan Diminta Resign usai Ajukan Cuti Orang Tua Sakit, Supervisor Minta Maaf,” *klikanggaran.com*, 8 Apr. 2026. [Online]. Tersedia: <https://www.klikanggaran.com/bisnis/11516968722> [Diakses: 15 Apr. 2026].
- [4] Republik Indonesia, Undang-Undang Nomor 13 Tahun 2003 tentang Ketenagakerjaan, Pasal 79 ayat (2) huruf c. Lembaran Negara RI Tahun 2003 Nomor 39. Jakarta: Sekretariat Negara, 2003.
- [5] D. A. Wulandari, R. R. Saedudin, dan R. Andreswari, “Analisis Sentimen Media Sosial Twitter Terhadap Reaksi Masyarakat pada RUU Cipta Kerja Menggunakan Metode Klasifikasi Algoritma Naive Bayes,” *e-Proceeding of Engineering*, vol. 8, no. 5, hlm. 9007–9016, Okt. 2021.
- [6] N. Suchayo, I. Kurniati, dan K. Harvit, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap UU Cipta Kerja pada Media Sosial Twitter,” *Jurnal Rekayasa Informasi Swadharma (JRIS)*, vol. 2, no. 1, hlm. 63–70, 2022.
- [7] Z. Kurnia, A. M. Zakiyyah, N. Q. Fitriyah, dan A. M. Susetyo, “Analisis Sentimen Masyarakat Berdasarkan Komentar Kerja Sama TikTok Shop dan Tokopedia di Instagram Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier,” *Jurnal Penelitian Teknologi Informasi dan Sains (JPTIS)*, vol. 1, no. 3, Jun. 2024.
- [8] K. Anwar, “Analisa Sentimen Pengguna Instagram Di Indonesia Pada Review Smartphone Menggunakan Naive Bayes,” *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 2, no. 4, hlm. 231–238, Feb. 2022.
- [9] N. Helmiyah, A. Ahmad, N. Nurhayati, dan T. Hermawan, “Penerapan Metode Naïve Bayes dalam Analisis Persepsi Masyarakat Mengenai Rencana Pengesahan RUU Omnibus Law di Bidang Investasi dan Ketenagakerjaan,” *Jurnal MSA (Matematika dan Statistika serta Aplikasinya)*, vol. 8, no. 2, hlm. 48–57, 2020.
- [10] J. R. Landis dan G. G. Koch, “The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data,” *Biometrics*, vol. 33, no. 1, hlm. 159–174, Mar. 1977.
- [11] C. D. Manning, P. Raghavan, dan H. Schütze, *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge: Cambridge University Press, 2008.
- [12] G. Salton dan C. Buckley, “Term-Weighting Approaches in Automatic Text Retrieval,” *Information Processing and Management*, vol. 24, no. 5, hlm. 513–523, 1988.
- [13] M. Pittman dan B. Reich, “Social Media and Loneliness: Why an Instagram Picture May Be Worth More Than a Thousand Twitter Words,” *Computers in Human Behavior*, vol. 62, hlm. 155–167, 2016.
- [14] B. Pang dan L. Lee, “Opinion Mining and Sentiment Analysis,” *Foundations and Trends in Information Retrieval*, vol. 2, no. 1–2, hlm. 1–135, 2008.
- [15] W. Medhat, A. Hassan, dan H. Korashy, “Sentiment Analysis Algorithms and Applications: A Survey,” *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 5, no. 4, hlm. 1093–1113, 2014.
- [16] A. S. Cahyono, G. Wiranto, dan A. Nugroho, “Analisis Sentimen Kebijakan Ketenagakerjaan di Twitter Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 8, no. 2, hlm. 341–350, 2021.
- [17] B. Liu, *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. San Rafael: Morgan & Claypool Publishers, 2012.
- [18] J. Cohen, “A Coefficient of Agreement for Nominal Scales,” *Educational and Psychological Measurement*, vol. 20, no. 1, hlm. 37–46, 1960.