
ANALISIS SENTIMEN PERUNDUNGAN TERHADAP GURU DENGAN MENGGUNAKAN METODE *SUPPORT VECTOR MACHINE* DAN *NAÏVE BAYES*

Ahmad Zamsuri¹, Nurliana Nasution², Susandri³, Novia Putri Bimby⁴

Universitas Lancang Kuning, Pekanbaru

e-mail: ¹ahmadzamsuri@unilak.ac.id, ²nurliana@unilak.ac.id, ³susandri@unilak.ac.id,

⁴2255201031@filkom.unilak.ac.id

Abstract: *This study discusses sentiment analysis of bullying experienced by teachers on social media. The research employs the Support vector machine (SVM) and Naïve Bayes methods to classify sentiments into positive, negative, or neutral categories. The data were collected from various social media platforms and analyzed using text mining techniques. The results show that the SVM method achieved a higher accuracy rate compared to Naïve Bayes in detecting negative sentiments related to bullying toward teachers. These findings contribute to a better understanding of digital bullying patterns targeting educators and provide a foundation for developing more effective policies to address bullying cases in the educational environment.*

Keywords: *Sentiment Analysis, Bullying, Teachers, Support Vector Machine, Naïve Bayes, Text Mining.*

Abstrak: Penelitian ini membahas analisis sentimen terhadap perundungan yang dialami oleh guru di media sosial. penelitian ini menggunakan metode support vector machine (svm) dan naïve bayes untuk mengklasifikasikan sentimen menjadi positif, negatif, atau netral. data yang digunakan berasal dari berbagai platform media sosial dan dianalisis menggunakan teknik text mining. hasil penelitian menunjukkan bahwa metode svm memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan naïve bayes dalam mendeteksi sentimen negatif terkait perundungan terhadap guru. temuan ini dapat membantu dalam memahami pola perundungan digital terhadap tenaga pendidik serta memberikan dasar untuk kebijakan yang lebih efektif dalam menangani kasus perundungan di dunia pendidikan.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Perundungan, Guru, Support Vector Machine, Naïve Bayes, Text Mining.

PENDAHULUAN

Pendidikan adalah salah satu elemen kunci dalam pengembangan sumber daya manusia (SDM) suatu bangsa. SDM yang berkualitas dibangun melalui pendidikan yang kuat dan terinternalisasi dalam masyarakat. Selain itu, pendidikan juga berperan penting dalam membentuk karakter serta kemampuan individu, sehingga mereka mampu bersaing di pasar global. Namun, terdapat pula berbagai faktor lain yang turut memengaruhi daya saing sebuah bangsa (Sanga & Wangdra, 2023).

Perundungan merupakan salah satu isu sensitif yang berdampak signifikan pada perkembangan anak. Menurut Komnas HAM (Hak Asasi Manusia), perundungan adalah bentuk kekerasan fisik dan psikologis yang bersifat jangka panjang, dilakukan oleh seseorang atau kelompok terhadap individu yang tidak mampu membela diri dalam situasi tersebut. Tindakan ini sering kali bertujuan untuk melukai, menakut-nakuti, atau menekan korban hingga menyebabkan trauma, depresi, dan perasaan tidak berdaya (Yanlua & Yanlua, 2024).

Perundungan atau bullying merupakan salah satu permasalahan yang masih sering terjadi di berbagai lingkungan, termasuk dalam dunia pendidikan. Di Indonesia, perundungan tidak hanya melibatkan siswa dengan sesama siswa tetapi juga siswa dengan guru. Fenomena ini semakin memprihatinkan karena menunjukkan eskalasi perilaku agresif yang merugikan berbagai pihak. Sebagai contoh, kasus yang terjadi pada seorang siswa Madrasah Aliyah (MA) swasta di Demak, Jawa Tengah, pada bulan September 2023, di mana seorang siswa melakukan tindakan kekerasan fisik terhadap gurunya. Kasus tersebut menyoroti bagaimana perundungan dapat terjadi karena berbagai faktor, seperti kurangnya perhatian dari orang tua, kesalahan pola asuh, atau pengaruh lingkungan pergaulan yang negatif (Munawaroh, 2023).

Lingkungan pendidikan yang seharusnya menjadi tempat yang aman untuk belajar dan berkembang justru menjadi tempat terjadinya tindakan agresif. Perundungan seringkali dipicu oleh ketidakseimbangan kekuatan yang merugikan korban secara fisik maupun mental. Kondisi ini menciptakan trauma mendalam, baik bagi korban maupun saksi peristiwa tersebut. Oleh karena itu, diperlukan perhatian serius dalam menciptakan lingkungan belajar yang aman dan bebas dari kekerasan.

Analisis sentimen adalah studi komputasional yang berfokus pada opini, sentimen, dan emosi yang disampaikan dalam teks. Tujuan utamanya adalah mengelompokkan polaritas teks, baik dalam dokumen, kalimat, maupun pernyataan, untuk menentukan apakah sentimen yang disampaikan bernuansa positif atau negatif (Nurian et al., 2024). Analisis ini sering digunakan untuk memahami kecenderungan perasaan yang muncul di media sosial. Proses ini melibatkan pengidentifikasian opini, sikap, evaluasi, emosi, subjektivitas, serta pandangan yang tersirat dalam suatu teks (Metivianis et al., 2022). Dalam konteks ini, analisis sentimen dapat digunakan

untuk menggali persepsi masyarakat terhadap perundungan terhadap guru, baik melalui media sosial, artikel berita, maupun platform diskusi lainnya. Dengan memanfaatkan teknologi kecerdasan buatan, seperti metode *Machine Learning*, analisis sentimen dapat dilakukan secara lebih cepat dan akurat. Dua metode yang sering digunakan dalam analisis sentimen adalah *Support vector machine* (SVM) dan *Naïve Bayes*.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen perundungan terhadap guru dengan menggunakan metode *Support vector machine* dan *Naïve Bayes*. Penelitian ini berfokus pada data yang diambil dari media sosial dan platform digital lainnya yang relevan. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat diperoleh gambaran yang jelas mengenai tingkat perundungan terhadap guru, jenis-jenis sentimen yang paling dominan, serta faktor-faktor yang memengaruhi sentimen tersebut.

METODE

Strategi Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain deskriptif. Pendekatan ini digunakan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap fenomena perundungan terhadap guru berdasarkan data yang dikumpulkan dari media sosial dan platform digital lainnya. Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola sentimen (positif, negatif, atau netral) yang dapat memberikan pemahaman objektif mengenai fenomena ini.

Teknik dan Instrumen Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan secara digital dengan metode *web scraping* dari platform media sosial X (sebelumnya dikenal sebagai *Twitter*). Platform ini dipilih karena merupakan sumber data opini publik yang kaya, real-time, dan relevan dengan isu-isu sosial seperti perundungan.

Instrumen Pengumpulan Data

Instrumen utama yang digunakan adalah sebuah skrip kustom yang ditulis dalam bahasa pemrograman *Python*. Skrip ini memanfaatkan beberapa komponen kunci: API *Twitter* v2, Pustaka *tweepy*, Kueri Pencarian 351 (*Search Query*).

Kueri pencarian lengkapnya adalah sebagai berikut: "kasus perundungan guru" OR "siswa bully guru" OR "guru jadi korban bullying" OR "kekerasan siswa pada guru" OR "guru dianiaya murid" OR "siswa ngelawan guru" OR "guru disindir murid" OR "benci sama guru" OR "guru dikatain siswa" OR "murid kurang ajar sama guru" OR "guru diremehkan".

Prosedur Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan dengan menjalankan skrip *Python* yang telah disiapkan. Prosedur teknisnya adalah sebagai berikut:

1. Skrip melakukan otentikasi ke API *Twitter* menggunakan *Bearer Token*.
2. Kueri pencarian yang telah dirumuskan dikirim ke API.
3. Skrip dirancang untuk mengambil maksimal 95 cuitan per permintaan untuk mematuhi batasan API.
4. Data yang diambil mencakup beberapa atribut: teks cuitan (*text*), waktu pembuatan (*created_at*), dan metrik publik (*public_metrics*) yang terdiri dari jumlah *retweet*, *reply*, *like*, dan *quote*.
5. Untuk memastikan tidak ada duplikasi data dari proses pengambilan sebelumnya, skrip akan membaca data yang sudah ada di *file tweets_guru.csv* dan hanya menambahkan cuitan baru yang belum pernah tersimpan.
6. Hasil akhir berupa data terstruktur disimpan dalam format *Comma-Separated Values* (CSV) dengan nama *file tweets_guru.csv* untuk kemudian dianalisis pada tahap selanjutnya.

Lokasi dan Ketersediaan Data

Penelitian ini berfokus pada

fenomena perundungan terhadap guru di Indonesia. Data yang dianalisis terbatas pada platform digital yang memiliki cakupan luas di masyarakat, seperti media sosial populer. Batasan data ini menjadi salah satu tantangan yang dapat memengaruhi generalisasi hasil penelitian.

Metode Analisis dan Interpretasi Data

Data hasil *scraping* biasanya masih dalam bentuk mentah sehingga memerlukan proses pembersihan data (Zelina & Afyati, 2024). Proses pembersihan data ini bertujuan untuk menjadikan data yang telah di-*scrape* lebih terstruktur (Herlinawati et al., 2020). Langkah ini sering disebut sebagai *text preprocessing*, yaitu tahap awal dalam menyiapkan dokumen teks atau data mentah yang tidak terstruktur menjadi data yang lebih terorganisasi (Alhari et al., 2022), meliputi pembersihan data untuk menghapus elemen tidak relevan seperti simbol, angka, dan tanda baca, dilanjutkan dengan tokenisasi untuk memisahkan teks menjadi unit-unit kata. Setelah itu, dilakukan proses *stemming* untuk mengubah kata ke bentuk dasar guna menyederhanakan analisis. Selanjutnya, teks diubah ke dalam representasi numerik menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), sehingga dapat diproses oleh algoritma pembelajaran mesin. Analisis sentimen dilakukan menggunakan dua algoritma utama, yaitu *Support vector machine* (SVM) dan *Naïve Bayes*. SVM digunakan untuk memisahkan data berdimensi tinggi secara akurat, sementara *Naïve Bayes* digunakan untuk klasifikasi berbasis probabilitas yang efisien pada dataset besar. Model dilatih dengan data latih dan diuji menggunakan data uji untuk mengukur kinerjanya. Evaluasi kinerja model dilakukan dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, *f1-score*, dan *confusion matrix*. Hasil evaluasi dari kedua algoritma dibandingkan untuk menentukan metode yang lebih efektif. Jika diperlukan, dilakukan *tuning*

pra-pemrosesan yang dilakukan meliputi *casefolding*, *cleansing*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming*.

Tabel di bawah ini menyajikan contoh transformasi sebuah cuitan melalui kelima tahapan pra-pemrosesan tersebut.

Tabel 2 Transformasi cuitan melalui tahap pra-pemrosesan data

Tahapan	Contoh Teks
Teks Awal	Asli miris bgt liat video siswa ngeroyok guru. Udah ga ada sopan santunnya sama sekali bocah jaman sekarang.
<i>Case Folding</i>	asli miris bgt liat video siswa ngeroyok guru. udah ga ada sopan santunnya sama sekali bocah jaman sekarang.
<i>Cleansing</i>	asli miris bgt liat video siswa ngeroyok guru udah ga ada sopan santunnya sama sekali bocah jaman sekarang
<i>Tokenization</i>	['asli', 'miris', 'bgt', 'liat', 'video', 'siswa', 'ngeroyok', 'guru', 'udah', 'ga', 'ada', 'sopan', 'santunnya', 'sama', 'sekali', 'bocah', 'jaman', 'sekarang']
<i>Stopword Removal</i>	['asli', 'miris', 'bgt', 'liat', 'video', 'siswa', 'ngeroyok', 'guru', 'ga', 'sopan', 'santunnya', 'bocah', 'jaman', 'sekarang']
<i>Stemming</i>	['asli', 'miris', 'banget', 'lihat', 'video', 'siswa', 'keroyok', 'guru', 'enggak', 'sopan', 'santun', 'bocah', 'jaman', 'sekarang']

Setelah melalui seluruh tahapan ini, dataset teks siap untuk proses pelabelan dan selanjutnya akan diubah menjadi representasi numerik menggunakan TF-IDF

Pelabelan Data Sentimen

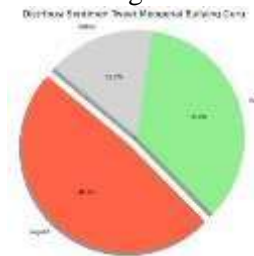
Karena metode *Support vector machine* (SVM) dan *Naïve Bayes* merupakan algoritma *supervised learning* (pembelajaran terarah), data yang digunakan harus memiliki label. Proses pelabelan dilakukan secara manual oleh tim peneliti terhadap 99 cuitan yang telah dikumpulkan. Setiap cuitan diklasifikasikan ke dalam salah satu dari tiga kategori sentimen: Positif, Negatif, atau Netral.

Dari proses pelabelan manual terhadap 99 data, diperoleh distribusi sentimen seperti yang ditunjukkan pada tabel dibawah ini.

Tabel 3 Hasil pelabelan

Kategori Sentimen	Jumlah Cuitan	Persentase
Negatif	48	48.5%
Positif	35	35.4%
Netral	16	16.1%
Total	99	100%

Dari tabel tersebut, terlihat bahwa sentimen negatif mendominasi dataset. Hal ini mengindikasikan bahwa perbincangan publik di media sosial X mengenai topik ini lebih cenderung mengarah pada keprihatinan, kritik, dan laporan insiden perundungan daripada apresiasi atau dukungan.



Gambar 2 Distribusi Kelas Sentimen

Implementasi Model Klasifikasi

Setelah data dilabeli dan diproses, langkah selanjutnya adalah implementasi model klasifikasi sentimen menggunakan SVM dan *Naïve Bayes*. Proses ini mencakup vektorisasi teks, pembagian dataset, pelatihan model, dan pengujian model.

Berikut adalah kode *Python* lengkap yang digunakan untuk melakukan seluruh proses, mulai dari memuat data, pra-pemrosesan, hingga melatih dan mengevaluasi kedua model



Gambar 3 Kode Python untuk Model SVM dan Naive Bayes

Evaluasi Kinerja Model

Setelah model *Support vector machine* (SVM) dan *Naive Bayes* berhasil dilatih menggunakan 80% data latih (79 cuitan), kinerja kedua model dievaluasi menggunakan 20% sisa data sebagai data uji (20 cuitan). Proses evaluasi ini bertujuan untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Evaluasi dilakukan berdasarkan beberapa metrik standar: *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*, yang disajikan dalam bentuk *Classification Report* dan *Confusion Matrix*.

Model SVM dilatih menggunakan kernel linear. Berdasarkan pengujian terhadap 20 data uji, model SVM berhasil mencapai akurasi sebesar **60%**. Rincian kinerja model SVM disajikan pada tabel berikut ini.

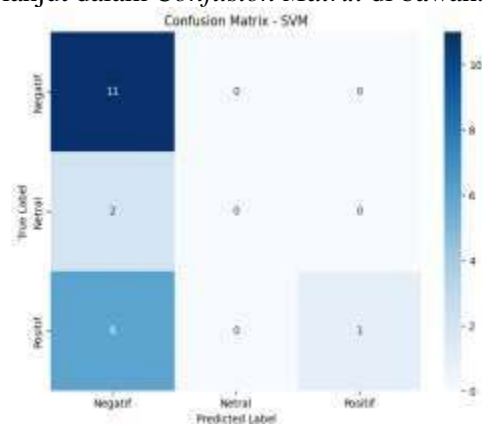
Tabel 4 Classification Report Model SVM

Sentimen	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
Negatif	0.58	1.00	0.73	11
Netral	0.00	0.00	0.00	2
Positif	1.00	0.14	0.25	7
<i>Accuracy</i>		0.60		20
<i>Macro Avg</i>	0.53	0.38	0.33	20
<i>Weighted Avg</i>	0.67	0.60	0.49	20

Dari tabel tersebut, dapat diamati bahwa model SVM menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam mengenali sentimen Negatif (*Recall* 1.00), artinya dari semua data negatif yang ada di set

pengujian, semuanya berhasil diidentifikasi. Namun, performa model sangat buruk untuk kelas Netral (tidak berhasil mengidentifikasi sama sekali) dan kurang baik untuk kelas Positif (*Recall* hanya 0.14), di mana model hanya berhasil mengidentifikasi 1 dari 7 data positif yang sebenarnya. *Precision* 1.00 pada kelas Positif mengindikasikan bahwa ketika model menebak "Positif", tebakannya itu benar, namun ia jarang sekali melakukannya.

Hasil ini divisualisasikan lebih lanjut dalam *Confusion Matrix* di bawah.



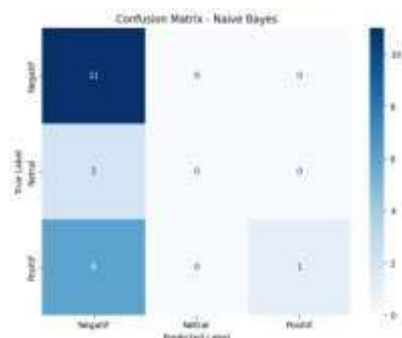
Gambar 4 Confusion Matrix SVM

Selanjutnya, model *Naive Bayes* juga diuji menggunakan set data yang sama. Secara menarik, hasil evaluasi menunjukkan kinerja yang identik dengan model SVM, yaitu dengan akurasi 60%.

Tabel 5 Classification Report Model Naive Bayes

Sentimen	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
Negatif	0.58	1.00	0.73	11
Netral	0.00	0.00	0.00	2
Positif	1.00	0.14	0.25	7
<i>Accuracy</i>		0.60		20
<i>Macro Avg</i>	0.53	0.38	0.33	20
<i>Weighted Avg</i>	0.67	0.60	0.49	20

Confusion Matrix yang dihasilkan oleh model *Naive Bayes* juga menunjukkan pola prediksi yang sama persis dengan *Naive Bayes*.



Gambar 4 *Confusion Matrix Naive Bayes*

Pembahasan

Hasil evaluasi yang disajikan pada sub-bab sebelumnya mengungkapkan beberapa temuan kunci yang menjawab rumusan masalah penelitian.

Persepsi dan Sentimen Dominan Terkait Perundungan Guru

Berdasarkan analisis distribusi data awal (Tabel 4.4) dan hasil prediksi model, ditemukan bahwa sentimen dominan dalam perbincangan publik mengenai isu perundungan guru di media sosial X adalah **negatif (53.5%)**. Sentimen negatif ini mencakup beragam ekspresi, mulai dari keprihatinan dan kesedihan atas kasus kekerasan yang menimpa guru, kritik terhadap sistem pendidikan dan kurangnya perlindungan hukum bagi guru, hingga keluhan personal dari siswa terhadap perilaku guru di kelas.

Sentimen **positif (37.4%)**, meskipun tidak dominan, juga memiliki porsi yang signifikan. Sentimen ini umumnya berisi apresiasi, ucapan terima kasih, kenangan baik, serta dukungan moral kepada para guru. Keberadaan sentimen ini menunjukkan adanya narasi tandingan yang menghargai peran dan jasa guru di tengah maraknya berita negatif.

Sentimen **netral (9.1%)** memiliki porsi terkecil, biasanya berupa cuitan informatif atau pertanyaan, mengindikasikan bahwa topik ini cenderung memicu respons emosional yang kuat dari publik, baik positif maupun negatif.

Perbandingan Kinerja SVM dan *Naive Bayes*

Salah satu tujuan utama penelitian ini adalah membandingkan performa metode SVM dan *Naive Bayes*. Hasilnya menunjukkan bahwa, pada dataset dan konfigurasi ini, **kedua model memiliki kinerja yang identik dengan akurasi 60%**. Hal ini sedikit bertentangan dengan hipotesis awal atau temuan umum di banyak literatur yang seringkali menyatakan SVM lebih unggul pada data teks berdimensi tinggi.

Beberapa faktor yang mungkin menyebabkan hasil identik ini adalah:

1. **Ukuran Dataset yang Terbatas**
Dengan hanya 99 total data (79 data latih), kedua model mungkin belum memiliki informasi yang cukup untuk mempelajari pola yang kompleks dan berbeda satu sama lain.
2. **Ketidakeimbangan Kelas (Class Imbalance)**
Dominasi kelas Negatif secara signifikan (53.5%) telah menyebabkan kedua model menjadi bias. Mereka "belajar" bahwa memprediksi "Negatif" adalah strategi paling aman untuk meminimalkan kesalahan secara keseluruhan. Hal ini terlihat jelas dari *recall* kelas Negatif yang sempurna (1.00) namun *recall* untuk kelas minoritas (Positif dan Netral) yang sangat rendah.
3. **Kesederhanaan Fitur**
Meskipun TF-IDF digunakan, jumlah fitur dibatasi pada 1000 kata paling umum, dan proses *stemming* tidak dilakukan. Hal ini mungkin membuat representasi fitur dari data menjadi tidak cukup kaya untuk SVM dapat menemukan *hyperplane* yang lebih optimal dibandingkan probabilitas sederhana dari *Naive Bayes*.

Secara keseluruhan, meskipun secara numerik tidak ada model yang lebih unggul, keduanya sama-sama menunjukkan tantangan yang signifikan

dalam menangani masalah ketidakseimbangan kelas. Kinerja kedua model pada kelas minoritas (Netral dan Positif) masih sangat jauh dari ideal. Ini mengindikasikan perlunya teknik penanganan *class*

imbalance seperti *oversampling* (misalnya SMOTE) atau *undersampling* pada penelitian selanjutnya untuk mendapatkan model yang lebih robust dan adil.

SIMPULAN

Berdasarkan keseluruhan proses penelitian, mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model analisis sentimen perundungan terhadap guru di media sosial X, dapat ditarik tiga kesimpulan utama yang menjawab rumusan masalah penelitian

1. Persepsi masyarakat Indonesia di media sosial X terkait isu perundungan guru didominasi oleh **sentimen negatif (53.5%)**. Sentimen ini mencerminkan keprihatinan mendalam terhadap kasus-kasus kekerasan, kritik terhadap kurangnya perlindungan bagi guru, serta ekspresi ketidakpuasan personal. Di sisi lain, keberadaan sentimen positif yang signifikan (37.4%) menunjukkan masih adanya apresiasi dan dukungan yang kuat terhadap profesi guru. Porsi sentimen netral yang kecil (9.1%) mengindikasikan bahwa topik ini bersifat sangat emosional dan memicu respons opini yang kuat dari publik.
2. Jenis sentimen yang paling sering muncul dalam perbincangan terkait perundungan guru adalah yang bernada prihatin atas insiden kekerasan ("*Asli miris bgt liat video siswa ngeroyok guru*"), diikuti oleh kritik terhadap sistem dan kurangnya penghargaan terhadap guru ("*Gimana negara mau maju kalo pendidiknya aja ga dihargai sama sekali?*"), dan seruan untuk perbaikan kebijakan serta penegakan

hukum ("*Pemerintah harusnya bikin program perlindungan hukum yg jelas buat profesi guru. URGENT!*"). Dari sisi siswa, sentimen negatif juga sering muncul dalam bentuk keluhan terhadap metode mengajar atau perlakuan guru di kelas.

3. Dalam konteks penelitian ini, hipotesis awal yang mungkin menggugulkan SVM tidak terbukti. Baik model *Support vector machine* (SVM) maupun *Multinomial Naïve Bayes* menunjukkan kinerja yang identik, keduanya mencapai akurasi sebesar 60%. Kinerja kedua model sangat baik dalam mengenali sentimen negatif yang merupakan kelas mayoritas, namun sangat buruk dalam mengidentifikasi sentimen positif dan netral (kelas minoritas). Fenomena ini disebabkan oleh faktor utama yaitu ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*) dalam dataset, yang diperparah oleh ukuran dataset yang relatif kecil.

DAFTAR PUSTAKA

- Alhari, M. I., Pratiwi, O. N., & Lubis, M. (2022). Sentiment analysis of the public perspective electric cars in Indonesia using Support Vector Machine algorithm. 2022 *International Conference of Science and Information Technology in Smart Administration (ICSINTESA)*, 155–160.
- Ali, S., Hartini, N., & Yoenanto, N. H. (2022). Characteristics of bullying perpetrators and bullying victimization at the Indonesians schools: A review. *Journal of Positive School Psychology*, 3392–3404.
- Fatkhianti, F. (2023). Bullying dalam perspektif psikologi pendidikan. *Pionir: Jurnal Pendidikan*, 12(3).
- Ginabila, G., & Fauzi, A. (2023). Analisis sentimen terhadap pemutar musik online Spotify dengan algoritma Naive Bayes dan Support Vector

- Machine. *Jurnal Ilmiah ILKOMINFO*, 6(2), 111–122.
- Herlinawati, N., Yuliani, Y., Faizah, S., & Gata, W. (2020). Analisis sentimen Zoom Cloud Meetings di Play Store menggunakan Naïve Bayes dan Support Vector Machine. *Jurnal Sistem Informasi*, 5(2).
- Kambey, G. E. I., Sengkey, R., & Jacobus, A. (2020). Penerapan clustering pada aplikasi pendeteksi kemiripan dokumen teks bahasa Indonesia. *Jurnal Teknik Informatika*, 15(2), 75–82.
- Metivianis, R., Ratnawati, D. E., & Rahayudi, B. (2022). Analisis sentimen pengguna Twitter terhadap vaksinasi Sinovac dan AstraZeneca menggunakan algoritma CART. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 6(4), 1913–1920.
- Munawaroh, S. (2023, Desember 12). Perundungan siswa terhadap guru. *Kompasiana*.
https://www.kompasiana.com/Sitimu_nawaroh3073/652a8e80110fce17fa2f2082/Perundungan-Siswa-Terhadap-Guru
- Nurian, A., Ma'arif, M. S., Amalia, I. N., & Rozikin, C. (2024). Analisis sentimen pengguna aplikasi Shopee pada situs Google Play menggunakan Naive Bayes Classifier. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 12(1).
- Nursingah, L., Ruuhwan, R., & Mufizar, T. (2024). Analisis sentimen pengguna aplikasi X terhadap program makan siang gratis dengan metode Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3).
<https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3.4336>
- 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).
- Sanga, L. D., & Wangdra, Y. (2023). Pendidikan adalah faktor penentu daya saing bangsa. *Prosiding Seminar Nasional Ilmu Sosial dan Teknologi (SNISTEK)*, 5, 84–90.
- Suryati, E., Aldino, A. A., & Penulis Korespondensi, N. (2023). Analisis sentimen transportasi online menggunakan ekstraksi fitur model Word2Vec text embedding dan algoritma Support Vector Machine. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, 4(1), 96–106.
<https://doi.org/10.33365/jtsi.v4i1.2445>
- Yanlua, S. Z., & Yanlua, N. (2024). Upaya pencegahan tindakan perundungan disabilitas di Kota Makassar. *Bacarita Law Journal*, 4(2), 204–214.
- Zelina, N., & Afiyati, A. (2024). Analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi M-Banking menggunakan algoritma Support Vector Machine dan Decision Tree. *Jurnal Linguistik Komputasional (JLK)*, 7(1).