



## Text-Based Emotion Sentiment Analysis on Social Media Using NLP and Lexicon Approach (Case Study: Gaza Conflict)

Athaya Zakira<sup>1</sup>, Muhammad Arhami<sup>2\*</sup>, Musta'inul Abdi<sup>3</sup>, Safriadi<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Jurusan Teknologi Informasi dan Komputer Politeknik Negeri Lhokseumawe Jl. Banda Aceh-Medan Km.280 Buketrata 24301  
INDONESIA

\*Penulis Korespondensi : muhammad.arhami@pnl.ac.id

### INFORMASI ARTIKEL

*Riwayat artikel:*

Diajukan pada 10 Mei 25  
Direvisi pada 30 Mei 25  
Publikasi pada 20 Juni 25

*Kata kunci:*

Analisis sentimen  
Naïve Bayes  
NLP  
Lexicon

*Keywords:*

Sentiment Analysis  
Naïve Bayes  
NLP  
Lexicon

### ABSTRAK

Media sosial adalah platform internet yang memungkinkan individu untuk berinteraksi secara virtual, berbagi, dan membentuk ikatan sosial. Ekspresi emosi melalui gambar, video, dan teks menjadi tren, tetapi ketidakpastian dalam memahami jenis emosi dari teks menjadi tantangan. Analisis sentimen dapat membantu mengidentifikasi emosi dalam teks media sosial, terutama melalui penggunaan metode Naive Bayes. Pada penelitian ini data yang akan digunakan bersumber dari platform media sosial Twitter dan klasifikasi emosi pada kategori yang ditentukan dalam , yaitu emosi positif, negatif, dan netral. Dengan menerapkan Naive Bayes dan NLP (*Natural Language Processing*), dapat mengatasi variasi bahasa dan secara otomatis menganalisis teks, sehingga dapat mengidentifikasi ekspresi emosi dalam format yang kompleks, seperti *emoji* atau ungkapan tidak konvensional. Penelitian ini dapat menghasilkan model klasifikasi yang dapat membantu mengidentifikasi dan memahami emosi yang terkandung dalam teks media sosial dengan lebih efisien. Hasil klasifikasi untuk analisis sentimen terhadap konflik di Gaza mendapatkan persentase sebesar 64,4%, dengan *precision* sebesar 80%, *recall* sebesar 50%, dan *F1-Score* sebesar 48%.

### ABSTRACT

*Social media is an internet platform that allows individuals to virtually interact, share and form social bonds. Expressing emotions through images, videos, and texts is becoming a trend, but the uncertainty in understanding the type of emotions from texts is a challenge. Sentiment analysis can help identify emotions in social media texts, especially through the use of the Naive Bayes method. In this study, the data to be used is sourced from the social media platform Twitter and the classification of emotions in the categories specified in the , namely positive, negative, and neutral emotions. By applying Naive Bayes and NLP (Natural Language Processing), it can overcome language variations and automatically analyze text, so as to identify emotional expressions in complex formats, such as emojis or unconventional expressions. This research can produce a classification model that can help identify and understand the emotions contained in social media texts more efficiently. The classification results for sentiment analysis of the conflict in Gaza received a percentage of 64.4%, with a of 80%, recall of 50%, and f1-score of 48%.*

## 1. Pendahuluan

Media sosial telah mengubah cara individu di seluruh dunia untuk berkomunikasi dan berinteraksi. Media sosial adalah platform di internet yang memungkinkan individu untuk menggambarkan diri mereka, bekerja sama, berbagi, dan membentuk ikatan sosial secara virtual dengan pengguna lain [1]. Salah satu contoh media sosial adalah *microblogging* seperti Twitter. Twitter memungkinkan pengguna untuk membagikan pengalaman pribadi mereka, memberikan ulasan terkait produk, layanan, figur publik, dan topik lainnya [2]. Pengguna media sosial memiliki kemampuan untuk menuliskan opini, pendapat, atau ekspresi emosi yang pada umumnya disampaikan secara lisan [3]. Pengaruh emosi mencakup aspek-aspek seperti hubungan sosial, ingatan, bahkan proses pengambilan keputusan. Saat ini, kecenderungan orang dalam mengekspresikan emosi dapat ditemui melalui media sosial melalui gambar, video, dan teks [4].

Hal serupa juga terlihat dalam penelitian sebelumnya, di mana personalitas yang tercermin melalui tulisan menjadi landasan bagi pemahaman emosi dan persepsi individu [5]. Analisis sentimen atau *opinion mining* adalah proses otomatis dalam memahami, mengekstrak, dan memproses data teks untuk memperoleh informasi mengenai sentimen yang terkandung dalam suatu pernyataan [6]. Gaza, sering kali menjadi fokus perhatian global karena konflik politik dan sosial yang berkelanjutan, sehingga memunculkan beragam diskusi di berbagai platform media sosial. Dalam era digital saat ini, pendapat dan emosi masyarakat sering terungkap melalui teks-teks yang dipublikasikan di platform seperti Twitter, sehingga menunjukkan pentingnya untuk memahami sentimen yang disampaikan dalam teks-teks tersebut.

Ketidaktepatan yang ada dalam memahami jenis emosi yang dialami seseorang melalui teks menjadikannya tantangan. Karena ketidaktepatan tentang kejelasan teks mengenai ekspresi emosi antar pengguna media sosial. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan atau metode yang dapat secara efektif menganalisis dan mengidentifikasi ragam emosi yang terkandung dalam teks di media sosial. *Natural Language Processing* (NLP) dapat membantu proses analisis sentimen untuk informasi sentimen dari teks media sosial dengan lebih akurat termasuk mengidentifikasi ekspresi emosi dalam bentuk yang kompleks, seperti *emoji* atau kalimat tidak konvensional [7].

Pendekatan dapat digabungkan dengan algoritma NLP untuk menguraikan kompleksitas emosi yang tersembunyi dalam setiap kata dan pesan yang dibagikan pada sebuah platform [8]. *Lexicon* sendiri merupakan daftar kata-kata yang dikaitkan dengan emosi tertentu [9]. Kemudian dengan penerapan Naive Bayes dapat membantu menganalisis dan mengklasifikasi sentimen dan emosi dalam teks. Naive Bayes adalah algoritma klasifikasi yang dapat digunakan untuk menentukan sentimen positif, negatif, atau netral [10]. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan mendalam mengenai opini, pandangan, dan perasaan pengguna media sosial terkait dengan isu kemanusiaan di Gaza dari kalimat yang digunakan oleh pengguna di media sosial.

## 2. Metode

### 2.1 *Natural Language Processing* (NLP)

NLP atau *Natural Language Processing* adalah cabang dari kecerdasan buatan yang fokus pada interaksi antara komputer dan bahasa manusia yang alami. Tujuannya adalah untuk memungkinkan komputer

untuk memahami, menganalisis, dan merespons teks yang digunakan oleh manusia dalam bentuk bahasa sehari-hari [7]. NLP melibatkan penggunaan algoritma, model statistik, dan teknik pengolahan bahasa untuk melakukan berbagai tugas terkait bahasa, seperti pemrosesan teks, analisis sentimen, penerjemahan, pengenalan ucapan, dan masih banyak lagi.

NLP adalah suatu metode yang mengubah input berupa teks menjadi kata-kata kunci jawaban pengguna. Proses pemrosesan kata untuk memahami makna atau tujuan dari kata tersebut menggunakan NLP melibatkan tiga tahapan. Pertama, *tokenizing* digunakan untuk memecah kalimat menjadi sekelompok kata. Tahap berikutnya adalah *filtering*, yang bertujuan untuk menghapus kata depan dan kata sambung dari sekelompok kata tersebut. Terakhir, *stemming* digunakan untuk menghilangkan imbuhan dari kata-kata tersebut. Proses analisis juga dilakukan (*analizing*) untuk memahami tingkat keterhubungan antar kata dan mendapatkan pemahaman terhadap sekelompok kata yang dimaksud [11].

Dalam mendukung NLP, diperlukan sejumlah komponen yang telah dikembangkan untuk meningkatkan efektivitas pemrosesan bahasa manusia. NLP dapat diintegrasikan melalui *Application Programming Interface* (API) yang telah tersedia. Penulis mengembangkan program menggunakan bahasa pemrograman tertentu untuk mengakses dan memanfaatkan fungsionalitas API yang telah disediakan. Berikut adalah tahapan umum implementasi NLP pada analisis sentimen [7]:

1. Pengumpulan Data: Mengumpulkan data teks yang akan dianalisis, misalnya ulasan produk, komentar pengguna, atau posting media sosial.
2. Pembersihan Teks (*Text Cleaning*): Menghilangkan karakter khusus, tanda baca, dan kata-kata yang tidak relevan.
3. *Case Folding*: *Case Folding* adalah proses merubah data *tweet* menjadi *lowercase*.
4. *Tokenization*: Membagi teks menjadi *token* atau kata-kata terpisah untuk memudahkan pemrosesan.
5. *Stopword Removal*: Menghapus kata-kata umum (*stopwords*) yang tidak memberikan kontribusi signifikan pada identifikasi sentimen.
6. *Stemming* atau *Lemmatization*: Mengubah kata-kata ke bentuk dasarnya agar tidak ada variasi yang berlebihan.

## 2.2 Lexicon

Pendekatan berbasis leksikon (*Lexicon-based*) bergantung pada leksikon sentimen, yang merupakan kumpulan istilah sentimen yang telah diketahui dan dikompilasi sebelumnya [12]. *Lexicon* merujuk pada kamus atau koleksi kata-kata yang memiliki makna atau informasi linguistik tertentu. Biasanya, *lexicon* mencakup definisi, penggunaan, serta atribut atau informasi terkait setiap kata.

*Lexicon* juga dapat mencakup informasi tentang sinonim, antonim, asal-usul kata, dan informasi lain yang berkaitan dengan setiap entri kata. Cara untuk menilai apakah suatu kalimat, teks, atau komentar mengandung sentimen positif, negatif, atau netral salah satunya adalah melalui pendekatan berbasis leksikon [13]. Sumber daya yang dapat digunakan dalam analisis sentimen berbasis leksikon secara umum dapat dikelompokkan menjadi dua jenis, yakni yang berbasis kamus dan yang berbasis *corpus*. Jenis berbasis kamus menggunakan kamus sentimen, sementara yang berbasis *corpus* menggunakan metode statistik atau semantik untuk menentukan polaritas *sentiment* [14].

Dalam konteks analisis sentimen atau pemrosesan bahasa alami, *lexicon* emosi adalah koleksi kata-kata yang terkait dengan ekspresi emosi tertentu. Misalnya, dalam *lexicon* emosi, kata-kata seperti "senang", "sedih", "marah", dan "cemas" akan memiliki label atau atribut yang menandakan emosi yang terkait dengan kata-kata tersebut. *Lexicon* emosi digunakan dalam analisis sentimen untuk mengidentifikasi dan mengukur ekspresi emosi dalam teks [12].

## 2.3 Kebutuhan Data

### 2.3.1 Dataset Kata Positif dan Negatif

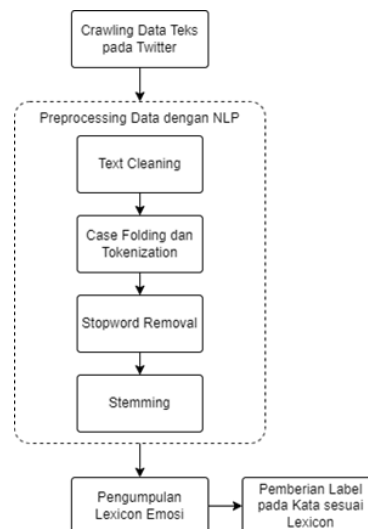
*Dataset* kata positif dan negatif diambil dari kamus *Lexicon* emosi. *Dataset Lexicon* positif dan negatif diambil dari link <https://github.com/fajri91/inset>. *Lexicon* sentimen ini dikembangkan untuk Bahasa Indonesia berdasarkan penelitian oleh Fajri Koto dan Gemala Y. Rahmaningtyas. Dalam karya mereka yang berjudul "InSet Lexicon: Evaluasi Daftar Kata untuk Analisis Sentimen Bahasa Indonesia di Mikroblog", yang dipresentasikan pada Konferensi Internasional Pemrosesan Bahasa Asia ke-21 (IALP) di Singapura, Desember 2017. *Lexicon InSet* mencakup 3.609 kata positif dan 6.609 kata negatif, dengan nilai bobot yang berkisar dari -5 hingga +5.

### 2.3.2 Crawling Data

Data untuk analisis sentimen diperoleh melalui sumber data dari aplikasi media sosial X, yang lebih umum dikenal sebagai Twitter. Dalam penelitian ini, metode yang digunakan untuk mengumpulkan data hanya satu, yaitu dengan melakukan *crawling data*. Proses pengambilan data dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dan *tweet-harvest*. Pengambilan data dilakukan dengan menggunakan kata kunci sesuai *hashtag* yang trending dengan konflik di Gaza saat ini.

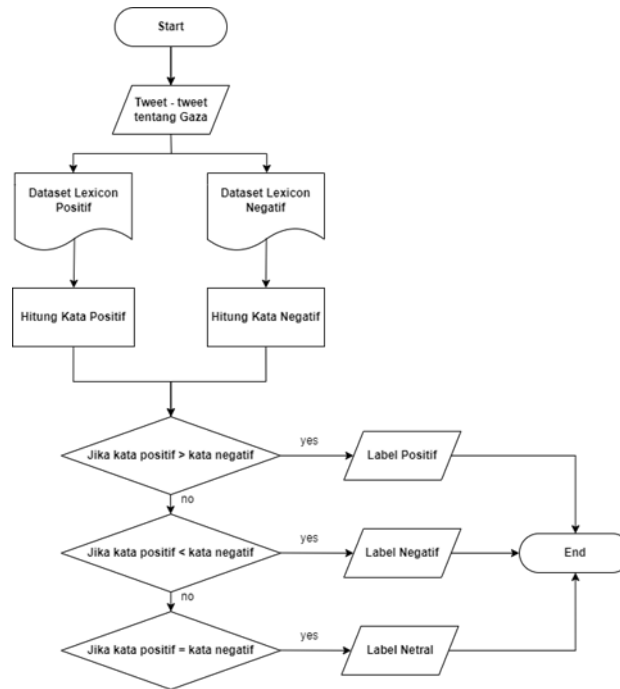
## 2.4 Perancangan Metode

Ada 2 tahap yang dilakukan untuk mendapatkan hasil dari analisis sentimen berbasis teks. Gambar 1 menjelaskan cara *preprocessing* data menggunakan NLP. Langkah pertama adalah mengambil data teks dari Twitter menggunakan teknik *crawling*. Ini melibatkan mengumpulkan *tweet* yang relevan berdasarkan kriteria tertentu seperti *hashtag*, kata kunci, atau akun pengguna. Berikut merupakan gambaran *Flowchart* dari implementasi *NLP* pada *preprocessing* data dapat dilihat pada Gambar 1 sebagai berikut:



**Gambar 1.** Blok Diagram *Preprocessing Data*

*Preprocessing Data* dengan NLP, meliputi *Text Cleaning* (membersihkan teks dari karakter yang tidak diinginkan seperti tanda baca, angka, dan simbol khusus. Ini membantu dalam mengurangi *noise* pada data). *Case Folding* dan *Tokenization* (mengubah semua teks menjadi huruf kecil untuk menghindari perbedaan antara huruf besar dan kecil dan memecah teks menjadi unit-unit yang lebih kecil seperti kata atau token). *Stopword Removal* (menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna signifikan dalam analisis seperti "dan", "atau", "tetapi", dll. Hal ini membantu dalam mengurangi jumlah data yang tidak relevan. *Stemming* (mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya).



**Gambar 2.** Flowchart Labeling Data

Gambar 2 menggambarkan pelabelan data menggunakan *lexicon*. Flowchart tersebut menggambarkan langkah-langkah yang sistematis untuk melakukan analisis sentimen terhadap *tweet-tweet* tentang Gaza. Proses ini menggunakan pendekatan berbasis *lexicon*, di mana daftar kata positif dan negatif digunakan untuk mengukur sentimen dari teks *tweet* secara kuantitatif. Hasilnya adalah klasifikasi *tweet* ke dalam tiga kategori sentimen utama yaitu sentimen positif, negatif, dan netral. Berikut adalah rincian penjelasannya:

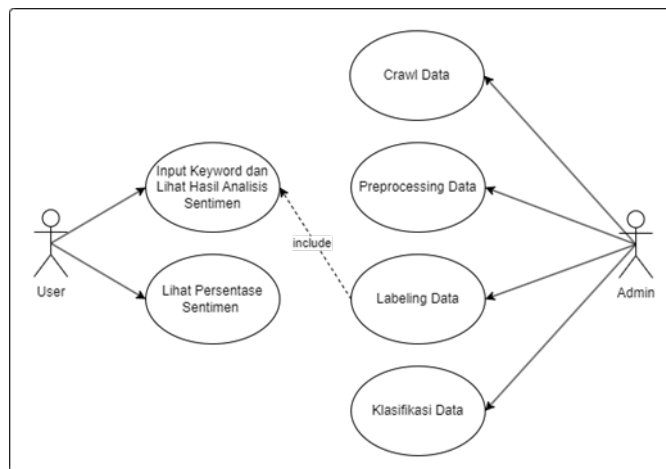
1. *Flowchart* dimulai dengan proses pengumpulan data *tweet* yang membahas tentang Gaza.
2. Kemudian *dataset lexicon* positif dan negatif yang sudah dikumpulkan digunakan untuk mengidentifikasi dan menghitung kata-kata positif dan negatif dalam *tweet*.
3. Setelah sistem selesai menghitung berapa banyak kata-kata dari *dataset* leksikon positif dan negatif yang muncul dalam setiap *tweet*. Maka akan ditentukannya label dari kalimat tersebut.
4. Jika jumlah kata positif lebih besar daripada kata negatif, maka *tweet* tersebut akan diberi label "Positif". Ini menunjukkan bahwa *tweet* tersebut lebih banyak mengandung sentimen positif.
5. Jika jumlah kata negatif lebih besar daripada kata positif, maka *tweet* tersebut diberi label "Negatif". Ini menunjukkan bahwa *tweet* tersebut lebih banyak mengandung sentimen negatif.

6. Jika jumlah kata positif sama dengan kata negatif, maka tweet tersebut diberi label "Netral". Ini menunjukkan bahwa *tweet* tersebut memiliki jumlah kata positif dan negatif yang seimbang, atau tidak ada kecenderungan sentimen yang dominan

## 2.5 Rancangan Sistem

### 2.5.1 Use Case Diagram

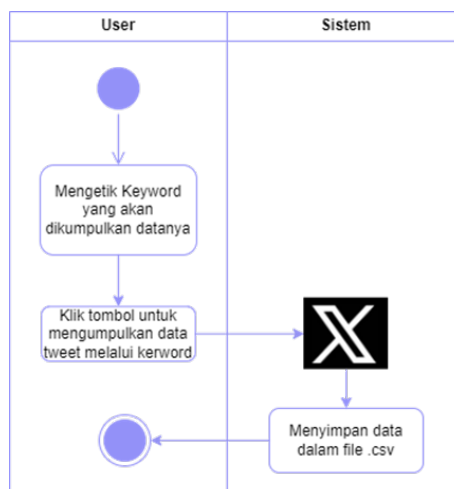
*Use case diagram* pada analisis sentimen emosi berbasis teks digunakan untuk menggambarkan interaksi antara aktor-aktor dan fungsionalitas utama sistem. *Use case* tersebut mencakup aksi-aksi seperti *input keyword* dan lihat analisis sentimen, lihat persentase sentimen, *crawl data*, *preprocessing data*, *labeling data*, dan klasifikasi data yang dapat dilakukan oleh pengguna pada sistem. Adapun rancangan *use case* pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.



**Gambar 3.** Use Case Diagram

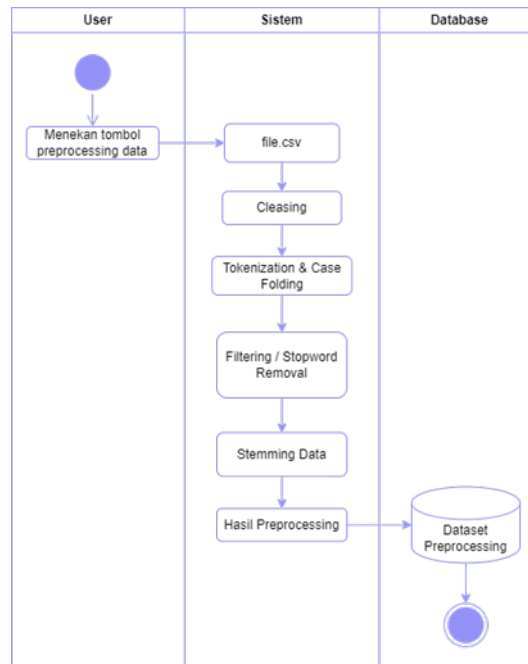
### 2.5.2 Activity Diagram

Gambar 4 menjelaskan langkah-langkah dalam mengumpulkan data *tweet* dimulai dengan admin mengetik *keyword* dari *hashtag* yang ingin dikumpulkan datanya, kemudian tekan tombol "Collect". Kemudian sistem akan terkoneksi dengan Twitter yang menyediakan data terkait *hashtag* yang dimasukkan sebelumnya, dan selanjutnya sistem akan menyimpan data tersebut dalam file csv.



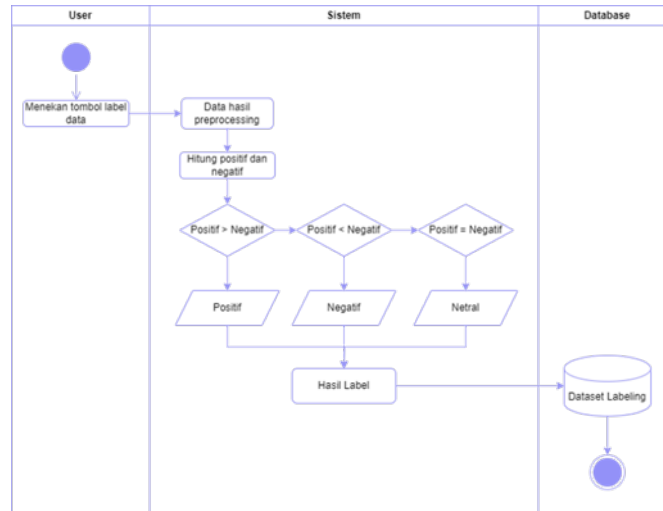
**Gambar 4.** Activity Diagram Crawling Data

Gambar 5 menggambarkan langkah-langkah merancang *dataset*. Developer pertama kali melakukan *scraping* data Twitter menggunakan API Twitter, lalu melakukan pelabelan Positif dan Negatif. Proses berlanjut dengan membersihkan data melalui beberapa tahap *preprocessing*, seperti *case folding* (mengubah kalimat menjadi huruf kecil), *text cleaning* (menghilangkan tanda baca, #hashtag, @), *stopword removal* (menghilangkan kata hubung), *tokenizing* (memecah kalimat menjadi per-kata), dan *stemming* (menghilangkan kata awalan dan akhiran untuk menghasilkan kata dasar). Setelah melalui beberapa tahap pembersihan, dataset menjadi bersih dan siap untuk diolah.



**Gambar 5.** Activity Diagram Preprocessing Data

Gambar 6 menggambarkan proses pelabelan data. Pengguna menekan tombol label data yang memulai proses di sistem. Sistem memulai dengan memproses data, kemudian menghitung nilai positif dan negatif. Berdasarkan hasil perhitungan, jika nilai positif lebih besar dari negatif, data dilabeli sebagai "Positif". Jika nilai negatif lebih besar dari positif, data dilabeli sebagai "Negatif". Jika nilai positif dan negatif sama, data dilabeli sebagai "Netral". Hasil label ini kemudian disimpan dalam *database* sebagai bagian dari *dataset* pelabelan.



Gambar 6. Activity Diagram Labeling Data

### 3. Hasil Dan Pembahasan

#### 3.1 Halaman Dashboard

Halaman *dashboard* adalah tampilan antar muka yang dirancang untuk memberikan gambaran keseluruhan tentang data atau informasi penting dalam bentuk visual yang mudah dipahami. Biasanya, *dashboard* digunakan dalam konteks bisnis, manajemen proyek, analisis data, dan banyak lagi. *Dashboard* membantu pengguna untuk membuat keputusan yang berdasarkan data dengan cepat dan efektif, serta mengidentifikasi tren atau masalah yang memerlukan perhatian segera. Hasil implementasi halaman *login* pada sistem ini dapat dilihat pada Gambar 7 berikut.



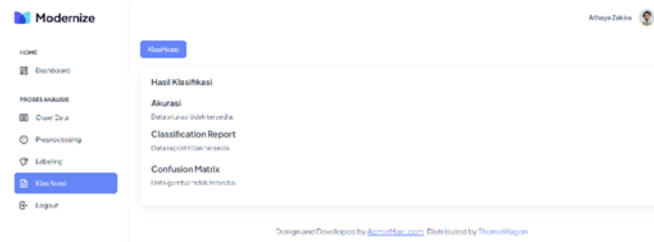
Gambar 7. Tampilan Halaman Dashboard

#### 3.2 Halaman Crawl Data

Halaman *crawl data* adalah antarmuka atau sistem yang dirancang untuk mengumpulkan dan menyimpan data yang bersumber dari Twitter secara otomatis. Hasil implementasi halaman *dashboard* pada sistem ini dapat dilihat pada Gambar 8 berikut

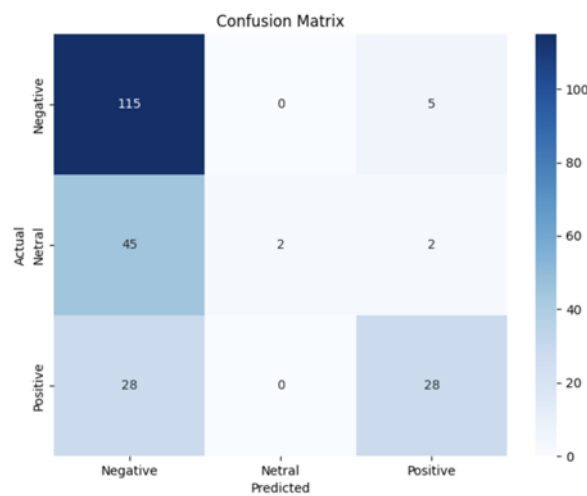


untuk setiap kelas target. Informasi ini memberikan gambaran komprehensif tentang kinerja model, membantu pengguna dalam menganalisis dan menginterpretasi hasil prediksi dengan lebih mendalam. Implementasi dari halaman klasifikasi data pada sistem ini dapat dilihat pada Gambar 11 berikut.



**Gambar 11.** Halaman Klasifikasi Data

### 3.6 Hasil Pengujian *Confusion Matrix*



**Gambar 12.** *Confusion Matrix*

Berdasarkan Gambar 12, performa model Naive Bayes untuk analisis sentimen dapat dievaluasi sebagai berikut: *Precision* untuk kelas *Negative* adalah 61%, *Netral* 100%, dan *Positive* 80%. *Recall* untuk kelas *Negative* mencapai 96%, *Netral* hanya 4%, dan *Positive* 50%. *F1-score* menunjukkan performa keseluruhan dengan kelas *Negative* pada 75%, *Netral* 8%, dan *Positive* 62%. Jumlah data aktual (*support*) adalah 120 untuk *Negative*, 49 untuk *Netral*, dan 56 untuk *Positive*. Akurasi keseluruhan model adalah 64%. *Macro average* menunjukkan *precision* 80%, *recall* 50%, dan *F1-score* 48%, sedangkan *weighted average* menunjukkan *precision* 74%, *recall* 64%, dan *F1-score* 57%. Secara keseluruhan, model Naive Bayes ini lebih efektif dalam mengidentifikasi sentimen *Negative* dibandingkan dengan *Netral* dan *Positive*.

## 4. Kesimpulan

Penerapan metode Naive Bayes pada sistem diawali dengan pelabelan data menggunakan kamus *Lexicon*, diikuti dengan tahap *preprocessing* dan pembobotan kata menggunakan metode TF-IDF. Data kemudian dibagi menjadi *data training* dan *data testing* untuk membangun model klasifikasi. Model yang digunakan adalah Multinomial Naive Bayes, salah satu metode yang umum diterapkan dalam pengolahan teks, khususnya dalam analisis sentimen. Hasil pengujian *black box* pada sistem menunjukkan persentase kelulusan sebesar 94,1% dan ketidakkelulusan sebesar 5,8%. Sementara itu, hasil evaluasi akurasi

menggunakan *Confusion Matrix* menunjukkan akurasi sebesar 64%. Akurasi ini dicapai karena model sangat baik dalam mengidentifikasi sentimen negatif dengan *recall* 96%, *precision* 61%, dan *F1-Score* 75%. Namun, kinerja model sangat rendah dalam mengklasifikasikan sentimen netral dengan *recall* hanya 4%, *precision* 100%, dan *F1-Score* 8%, yang menunjukkan bahwa data netral sering diklasifikasikan secara keliru. Untuk sentimen positif, model menunjukkan performa sedang dengan *recall* 50%, *precision* 80%, dan *F1-Score* 62%. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa metode Naïve Bayes efektif untuk mengklasifikasikan sentimen negatif, namun kurang akurat dalam menangani sentimen netral dan tidak cukup konsisten dalam mengklasifikasikan sentimen positif.

## Referensi

- [1] C. K. Widada, "Mengambil Manfaat Media Sosial Dalam Pengembangan Layanan," *J. Doc. Inf. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 23–30, 2018, doi: 10.33505/jodis.v2i1.130.
- [2] A. Nugroho, "Analisis Sentimen Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Naive Bayes Classifier Dengan Ekstraksi Fitur N-Gram," *J-SAKTI (Jurnal Sains Komput. dan Inform.)*, vol. 2, no. 2, p. 200, 2018, doi: 10.30645/j-sakti.v2i2.83.
- [3] Y. Astari and S. W. Rozaqi, "Analisis Sentimen Multi-Class pada Sosial Media menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM)," vol. 4, no. 1, pp. 8–12, 2021.
- [4] A. N. Rohman, E. Utami, and S. Raharjo, "Deteksi Kondisi Emosi pada Media Sosial Menggunakan Pendekatan Leksikon dan Natural Language Processing," *Eksplora Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 70–76, 2019, doi: 10.30864/eksplora.v9i1.277.
- [5] M. S. I. Shahbudin, "Kepanikan pengguna media sosial terhadap virus COVID-19," *Pendeta*, vol. 6812, pp. 1–10, 2020, [Online]. Available: <http://ojs.upsi.edu.my/index.php/PENDETA/article/view/3579/0Ahttps://ojs.upsi.edu.my/index.php/PENDETA/article/download/3579/2414>
- [6] Y. S. Mahardika and E. Zuliarso, "Analisis Sentimen Terhadap Pemerintahan Joko Widodo Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Naives Bayes Classifier," *Pros. SINTAK 2018*, no. 2015, pp. 409–413, 2018.
- [7] P. P. O. Mahawardana, I. A. P. F. Imawati, and I. W. Dika, "Analisis Sentimen Berdasarkan Opini dari Media Sosial Twitter terhadap 'Figure Pemimpin' Menggunakan Python," *J. Manaj. dan Teknol. Inf.*, vol. 12, no. 2, pp. 50–56, 2022, [Online]. Available: <https://ojs.mahadewa.ac.id/index.php/jmti/article/view/2111>
- [8] W. F. Abdillah, "Analisis Sentimen Penanganan Covid-19 Dengan Support Vector Machine : Evaluasi," vol. 3, no. 2, pp. 160–170, 2021.
- [9] F. T. Saputra, Y. Nurhadryani, S. H. Wijaya, and D. Defina, "Analisis Sentimen Bahasa Indonesia pada Twitter Menggunakan Struktur Tree Berbasis Leksikon," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 1, p. 135, 2021, doi: 10.25126/jtiik.0814133.
- [10] F. V. Sari and A. Wibowo, "Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi," *J. SIMETRIS*, vol. 10, no. 2, pp. 681–686, 2019.
- [10] P. M. Cole, S. E. Martin, and T. A. Dennis, "Emotion regulation as a scientific construct: Methodological challenges and directions for child development research," *Child Dev.*, vol. 75, no. 2, pp. 317–333, 2004, doi: 10.1111/j.1467-8624.2004.00673.x.
- [11] Migunani and Kevin Aditama, "Pemanfaatan Natural Language Processing Dan Pattern Matching Dalam Pembelajaran Melalui Guru Virtual," *Elkom J. Elektron. dan Komput.*, vol. 13, no. 1, pp. 121–133, 2020, doi: 10.51903/elkom.v13i1.187.
- [12] A. Syakur, "Implementasi Metode Lexicon Base Untuk Analisis Sentimen Kebijakan Pemerintah Dalam Pencegahan Penyebaran Virus Corona Covid-19 Pada Twitter," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 26, no. 3, pp. 247–260, 2021, doi: 10.35760/ik.2021.v26i3.4720.
- [13] E. M. Sibarani, M. Nadial, E. Panggabean, and S. Meryana, "A study of parsing process on natural language processing in bahasa Indonesia," *Proc. - 16th IEEE Int. Conf. Comput. Sci. Eng. CSE 2013*, no. June, pp. 309–316, 2013, doi: 10.1109/CSE.2013.56.
- [14] W. Medhat, A. Hassan, and H. Korashy, "Sentiment analysis algorithms and applications: A survey," *Ain Shams Eng. J.*, vol. 5, no. 4, pp. 1093–1113, 2014, doi: 10.1016/j.asej.2014.04.011.