

Penerapan *Natural Language Processing* untuk Deteksi Emosi dan Generasi Respons Motivasi berbasis Teks Bahasa Indonesia menggunakan Metode *CRISP-DM*

Application of Natural Language Processing for Emotion Detection and Motivational Response Generation in Indonesian Text using the CRISP-DM Method

¹Jefri Yushendri*, ²Purnawarman Musa

^{1,2}Manajemen Sistem Informasi, Magister Teknologi dan Rekayasa, Universitas Gunadarma

^{1,2}Jl. Margonda Raya, Pondok Cina, Kec. Beji, Kota Depok, Jawa Barat, Indonesia

*e-mail: jefri_yh@yahoo.co.id, p_musa@staff.gunadarma.ac.id

(received: 15 April 2026, revised: 22 May 2026, accepted: 23 May 2026)

Abstrak

Perkembangan media sosial mendorong remaja mengekspresikan emosi melalui status sosial media berbentuk teks. Namun, sistem masih memiliki keterbatasan dalam memahami makna emosional dan memberikan respons yang sesuai. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem berbasis *Natural Language Processing* untuk mendeteksi emosi pada teks berbahasa Indonesia dan menghasilkan kalimat motivasi yang kontekstual. Metode penelitian menggunakan *Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* yang mencakup *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment*. Pengolahan teks dilakukan melalui *tokenizing*, *filtering*, *stemming* menggunakan algoritma *Enhanced Confix Stripping*, *negation checking*, serta pencocokan dengan leksikon emosi berdasarkan klasifikasi *Plutchik*. Dataset terdiri dari 14.182 entri leksikon emosi sebagai data referensi dan 100 kalimat curahan perasaan dari 100 responden sebagai data uji. Evaluasi menggunakan *Weighted F1-score* menghasilkan nilai 87%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sistem mampu mengidentifikasi emosi dan memberikan respons motivasi yang relevan. Integrasi deteksi emosi dan generasi respons dalam satu sistem menghasilkan keluaran yang adaptif terhadap kondisi emosional pengguna. Keterbatasan sistem terdapat pada deteksi bahasa tidak baku dan slang, sehingga pengayaan leksikon dan metode adaptif masih diperlukan.

Kata kunci: *natural language processing*, *text mining*, deteksi emosi, kalimat motivasi, klasifikasi *plutchik*

Abstract

The rapid growth of social media has encouraged teenagers to express their emotions through text-based social media posts. However, existing systems still face limitations in understanding emotional meaning and providing appropriate responses. This study aims to develop a *Natural Language Processing (NLP)*-based system for detecting emotions in Indonesian-language text and generating contextual motivational responses. The research methodology employed the *Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)*, which consists of *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, and *deployment* stages. Text processing was conducted through *tokenizing*, *filtering*, *stemming* using the *Enhanced Confix Stripping* algorithm, *negation checking*, and matching with an emotion lexicon based on *Plutchik's Wheel of Emotions* classification. The dataset consisted of 14,182 emotion lexicon entries used as reference data and 100 emotional expression sentences collected from 100 respondents as testing data. Evaluation using the *Weighted F1-score* produced a result of 87%. These findings indicate that the proposed system is capable of identifying emotions and generating relevant motivational responses. The integration of emotion detection and response generation within a single system enables outputs that are adaptive to users' emotional conditions. However, the system still has limitations in detecting non-standard language and slang expressions, indicating that further lexicon enrichment and more adaptive methods are still required.

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

Keywords: *natural language processing, text mining, emotion detection, motivational sentences, plutchik classification*

1. Pendahuluan

Ekspresi emosi melalui media digital, khususnya media sosial, menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Remaja sebagai kelompok pengguna dominan sering memanfaatkan media sosial untuk menyampaikan kondisi emosional yang mereka alami, baik secara implisit maupun eksplisit. Aktivitas ini tidak hanya berfungsi sebagai sarana komunikasi, tetapi juga sebagai upaya memperoleh dukungan sosial dari lingkungan sekitarnya [1]. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa aktivitas mengekspresikan perasaan melalui tulisan dapat memberikan efek terapeutik dan membantu mengurangi tekanan psikologis [2]. Namun demikian, dalam praktiknya, tidak semua ekspresi tersebut memperoleh tanggapan yang memadai, baik dari segi jumlah maupun kesesuaian dengan kondisi emosional yang disampaikan.

Permasalahan utama yang muncul adalah keterbatasan sistem digital dan platform media sosial dalam memahami konteks emosional dari teks yang dihasilkan pengguna. Fitur yang tersedia saat ini masih bersifat statis, seperti emotag atau *reaction icon*, yang hanya berfungsi sebagai indikator emosi tanpa mampu memberikan respons lanjutan yang relevan dan adaptif. Akibatnya, pengguna yang menyampaikan emosi negatif seperti kesedihan, kecemasan, atau kemarahan sering kali tidak memperoleh dukungan emosional yang sesuai dengan kondisi psikologisnya. Selain itu, respons yang tepat, khususnya dalam bentuk motivasi atau dukungan emosional, berpotensi membantu individu dalam mengelola emosi secara lebih positif dan adaptif.

Motivasi dalam konteks psikologis dipahami sebagai faktor yang mempengaruhi arah dan intensitas perilaku individu. Keberadaan motivasi dapat memperkuat kemampuan seseorang dalam menghadapi situasi emosional tertentu [3]. Salah satu bentuk penyampaian motivasi yang umum digunakan adalah melalui kalimat-kalimat motivasi. Berbagai studi menunjukkan bahwa paparan terhadap kalimat motivasi dapat mempengaruhi proses kognitif, memperkuat pola pikir positif, serta mendorong perubahan sikap yang lebih konstruktif [4], [5], [6]. Namun, ketersediaan kalimat motivasi di ruang digital umumnya masih bersifat umum dan belum mempertimbangkan kondisi emosional spesifik pengguna, sehingga efektivitasnya menjadi terbatas. Kondisi tersebut menunjukkan perlunya suatu mekanisme yang mampu menghubungkan kondisi emosional individu dengan bentuk respons motivasional yang sesuai secara kontekstual.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya dalam bidang *Natural Language Processing* (NLP), memberikan peluang untuk mengatasi permasalahan tersebut. NLP memungkinkan sistem komputer untuk menganalisis, memahami, dan menafsirkan bahasa alami manusia. Dengan kemampuan tersebut, sistem tidak hanya dapat mengidentifikasi emosi yang terkandung dalam teks, tetapi juga berpotensi menghasilkan respons yang relevan sesuai konteks emosional pengguna. Berbagai penelitian telah memanfaatkan NLP untuk tugas-tugas seperti analisis sentimen, klasifikasi teks, sistem tanya jawab, dan chatbot berbasis percakapan.

Dalam konteks bahasa Indonesia, pemanfaatan NLP untuk deteksi emosi masih relatif terbatas. Beberapa penelitian sebelumnya berfokus pada analisis sentimen media sosial Anggriyani [7], deteksi emosi berbasis teks oleh Charibaldi [8], serta pendekatan berbasis leksikon dalam identifikasi emosi oleh Ariwibowo dan Khomsah [9]. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa identifikasi emosi dalam teks memungkinkan untuk dilakukan dengan tingkat akurasi tertentu. Namun demikian, sebagian besar penelitian masih berfokus pada tahap klasifikasi atau identifikasi emosi saja, tanpa mengintegrasikan mekanisme pemberian respons otomatis yang sesuai dengan kondisi emosional pengguna. Selain itu, implementasi sistem deteksi emosi yang terintegrasi dengan generasi respons motivasional pada teks berbahasa Indonesia masih belum banyak dikembangkan.

Berdasarkan uraian tersebut, dapat diidentifikasi adanya kesenjangan penelitian, yaitu belum tersedianya sistem yang mengintegrasikan kemampuan deteksi emosi dengan pemberian respons yang relevan terhadap kondisi pengguna. Berdasarkan kondisi tersebut, rumusan masalah dalam penelitian ini difokuskan pada bagaimana merancang dan mengembangkan sistem berbasis *Natural Language Processing* (NLP) yang mampu melakukan deteksi emosi pada teks berbahasa Indonesia secara akurat serta menghasilkan respons berupa kalimat motivasi yang relevan dan sesuai dengan konteks emosional pengguna. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi emosi berbasis

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

NLP, merancang mekanisme pemetaan emosi terhadap kalimat motivasi, serta mengevaluasi kemampuan sistem dalam menghasilkan respons yang relevan dan adaptif.

Kebaruan (*novelty*) penelitian ini terletak pada integrasi antara deteksi emosi berbasis leksikon dan mekanisme generasi respons motivasional dalam satu kerangka sistem NLP untuk teks bahasa Indonesia. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya hanya berfokus pada klasifikasi emosi, penelitian ini tidak hanya mengidentifikasi emosi pengguna, tetapi juga menghasilkan respons motivasional secara otomatis berdasarkan emosi yang terdeteksi. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan tidak hanya berfungsi sebagai alat analisis emosi, tetapi juga sebagai media dukungan emosional berbasis teks yang lebih kontekstual dan adaptif.

Penelitian ini menggunakan metode *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang meliputi tahapan *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment*. Metode ini dipilih karena memiliki alur yang sistematis dan terstruktur dalam pengolahan data teks, sehingga sesuai untuk penelitian berbasis *Natural Language Processing* dan *text mining*. Selain itu, CRISP-DM memungkinkan proses analisis dilakukan secara terarah mulai dari identifikasi permasalahan hingga evaluasi performa sistem yang dikembangkan.

2. Tinjauan Literatur

2.1 Natural Language Processing (NLP)

Natural Language Processing (NLP) merupakan bidang dalam kecerdasan buatan yang berfokus pada pengembangan metode komputasi agar komputer mampu memahami, menganalisis, dan menghasilkan bahasa manusia [10]. Bidang ini menggabungkan ilmu komputer, linguistik, dan pembelajaran mesin untuk memungkinkan interaksi antara manusia dan sistem komputer menggunakan bahasa alami baik dalam bentuk teks maupun suara [11].

Tujuan utama dari NLP adalah mengubah bahasa manusia yang tidak terstruktur menjadi representasi yang dapat dipahami oleh sistem komputer sehingga dapat diproses secara komputasional [12]. Proses ini melibatkan berbagai tahapan seperti analisis sintaksis, pemahaman semantik, hingga interpretasi konteks bahasa yang digunakan dalam komunikasi [13].

Seiring perkembangan teknologi kecerdasan buatan, NLP telah menjadi komponen penting dalam berbagai aplikasi modern seperti sistem penerjemah otomatis, pengenalan suara, analisis sentimen, sistem tanya jawab, hingga pengembangan *chatbot* [14], [15], [16], [17]. Perkembangan metode pembelajaran mesin dan *deep learning* juga berkontribusi besar dalam meningkatkan kemampuan sistem dalam memahami bahasa manusia secara lebih akurat [18].

2.2 Komponen dan Bidang Penelitian dalam NLP

Natural Language Processing mencakup berbagai area penelitian yang berhubungan dengan pemrosesan dan pemahaman bahasa manusia oleh komputer. Salah satu aplikasi utama dalam NLP adalah *machine translation*, yaitu teknologi yang memungkinkan sistem komputer menerjemahkan teks dari satu bahasa ke bahasa lain secara otomatis dengan memanfaatkan model statistik maupun pendekatan berbasis pembelajaran mesin [14].

Selain itu, NLP juga digunakan dalam *speech recognition*, yaitu teknologi yang memungkinkan komputer mengenali ucapan manusia dan mengubahnya menjadi bentuk teks yang dapat diproses oleh sistem. Teknologi ini banyak digunakan dalam asisten virtual, perangkat pintar, serta berbagai sistem interaksi berbasis suara [10], [14].

Bidang penelitian lain yang berkembang dalam NLP adalah pemahaman percakapan dan dialog. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem yang mampu memahami konteks percakapan manusia dan memberikan respons yang relevan. Teknologi ini menjadi dasar pengembangan berbagai sistem dialog otomatis seperti *chatbot* dan asisten digital yang digunakan dalam berbagai layanan berbasis teknologi [19].

2.3 Penelitian Terkait Deteksi Emosi Menggunakan NLP

Deteksi emosi berbasis teks merupakan salah satu topik penelitian yang terus berkembang dalam bidang *Natural Language Processing* (NLP). Tujuan utama dari penelitian ini adalah mengidentifikasi keadaan emosional seseorang yang tercermin dalam teks, seperti kebahagiaan, kemarahan, kesedihan, atau ketakutan. Analisis emosi dalam teks memiliki peran penting dalam

berbagai domain, seperti analisis media sosial, pelayanan pelanggan, serta pemahaman opini publik, terutama dalam konteks komunikasi digital yang semakin dominan.

Penelitian terbaru oleh Tamás Pólya dan István Csertő mengembangkan pendekatan pengenalan emosi berbasis struktur naratif dan fitur linguistik untuk mengidentifikasi emosi dalam teks menggunakan metode NLP [20]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pola linguistik dan struktur naratif memiliki peran penting dalam membantu sistem mengenali emosi yang terkandung dalam kalimat maupun cerita. Namun, pendekatan tersebut masih memiliki keterbatasan dalam memahami konteks semantik yang kompleks, terutama pada kalimat ambigu, ironi, atau ekspresi emosional tidak langsung. Selain itu, ketergantungan pada *feature engineering* menyebabkan performa sistem kurang adaptif terhadap variasi bahasa dan perubahan konteks linguistik yang dinamis.

Selanjutnya, Penelitian terbaru oleh Saif M. Mohammad menekankan bahwa pendekatan berbasis leksikon emosi masih efektif digunakan dalam identifikasi emosi teks karena mampu meningkatkan interpretabilitas hasil klasifikasi melalui representasi kosakata emosional yang terstruktur [21]. Pendekatan ini memungkinkan sistem mengenali keterkaitan antara kata dan kategori emosi tertentu secara lebih transparan. Namun, metode berbasis leksikon masih memiliki keterbatasan dalam menangani kata ambigu, ironi, sarkasme yang sering ditemukan pada media sosial dan teks percakapan digital.

Penguatan pendekatan berbasis leksikon dilakukan oleh Mohammad dan Turney melalui NRC *Emotion Lexicon* yang memetakan kata ke dalam delapan kategori emosi dasar [22]. Leksikon ini hingga saat ini masih banyak digunakan sebagai dasar dalam analisis emosi otomatis karena memiliki cakupan kosakata yang luas dan struktur klasifikasi emosi yang jelas. Meskipun demikian, pendekatan *lexicon-based* cenderung bergantung pada kualitas dan kelengkapan kamus emosi, sehingga kurang optimal dalam memahami konteks kalimat yang kompleks maupun penggunaan bahasa tidak baku.

Seiring perkembangan teknologi, pendekatan *deep learning* mulai mendominasi penelitian deteksi emosi berbasis teks. Penelitian oleh D. Kodati dan C. M. Dasari menggunakan model *autoregressive transformer* berbasis deep learning untuk mendeteksi emosi negatif pada data media sosial selama pandemi COVID-19 [23]. Pendekatan ini mampu memahami konteks linguistik dan pola emosional secara lebih efektif dibandingkan metode konvensional berbasis fitur manual, karena sistem dapat mempelajari representasi emosi secara otomatis dari data teks. Selain itu, metode *deep learning* memungkinkan proses klasifikasi emosi dilakukan tanpa memerlukan *feature engineering* yang kompleks. Namun demikian, pendekatan ini masih memiliki keterbatasan berupa kebutuhan data latih dalam jumlah besar, sumber daya komputasi yang tinggi, serta proses pelatihan model yang relatif kompleks.

Kajian oleh Francisca Adoma Acheampong, Henry Nunoo-Mensah, dan Wenyu Chen menunjukkan bahwa model berbasis Transformer seperti BERT memiliki kemampuan yang lebih baik dalam memahami konteks emosional yang kompleks dalam teks dibandingkan pendekatan konvensional [24]. Model tersebut mampu meningkatkan akurasi klasifikasi emosi karena dapat mempelajari hubungan kontekstual antar kata secara lebih mendalam melalui representasi bahasa yang kontekstual. Akan tetapi, implementasi model berbasis Transformer masih menghadapi tantangan, terutama pada bahasa dengan sumber daya terbatas seperti bahasa Indonesia, yang berkaitan dengan ketersediaan dataset berlabel, kebutuhan komputasi yang tinggi, serta proses pelatihan model yang relatif kompleks.

Dalam perkembangan hingga tahun 2025, penelitian deteksi emosi semakin mengarah pada penggunaan model berbasis transformer seperti BERT, IndoBERT, dan IndoBERTweet yang diadaptasi untuk bahasa Indonesia. Beberapa studi menunjukkan bahwa model tersebut mampu meningkatkan akurasi deteksi emosi pada teks media sosial berbahasa Indonesia, khususnya dalam menangani struktur bahasa informal dan konteks percakapan daring. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian masih berfokus pada proses klasifikasi emosi dan belum mengintegrasikan mekanisme generasi respons yang kontekstual terhadap emosi pengguna.

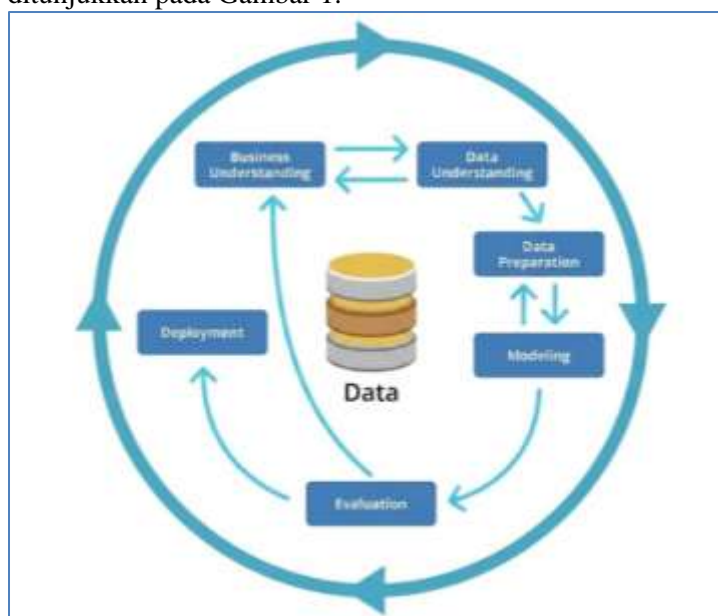
Di sisi lain, penelitian terkait generasi respons berbasis emosi, khususnya dalam bentuk kalimat motivasi, masih relatif terbatas. Beberapa penelitian terbaru memanfaatkan pendekatan *Natural Language Generation* (NLG) berbasis model transformer seperti GPT untuk

menghasilkan respons yang lebih empatik dan kontekstual. Namun, pendekatan tersebut umumnya memerlukan proses pelatihan model yang kompleks, dataset dalam jumlah besar, serta sumber daya komputasi yang tinggi. Selain itu, implementasi sistem generasi respons berbasis emosi untuk bahasa Indonesia masih belum banyak dikembangkan secara spesifik.

Berdasarkan berbagai penelitian terdahulu, dapat diidentifikasi adanya kesenjangan penelitian (*research gap*), yaitu sebagian besar penelitian masih berfokus pada deteksi atau klasifikasi emosi tanpa diikuti mekanisme pemberian respons otomatis yang relevan terhadap kondisi emosional pengguna. Selain itu, penelitian yang mengintegrasikan deteksi emosi dan generasi respons motivasional dalam satu sistem terpadu untuk teks berbahasa Indonesia masih relatif terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini difokuskan pada pengembangan sistem berbasis *Natural Language Processing* yang tidak hanya mampu mendeteksi emosi menggunakan pendekatan *lexicon-based*, tetapi juga menghasilkan respons berupa kalimat motivasi yang disesuaikan dengan konteks emosional pengguna. Pendekatan ini diharapkan dapat menghasilkan sistem yang lebih adaptif, kontekstual, dan relevan dalam mendukung interaksi emosional berbasis teks pada bahasa Indonesia.

3. Metode Penelitian

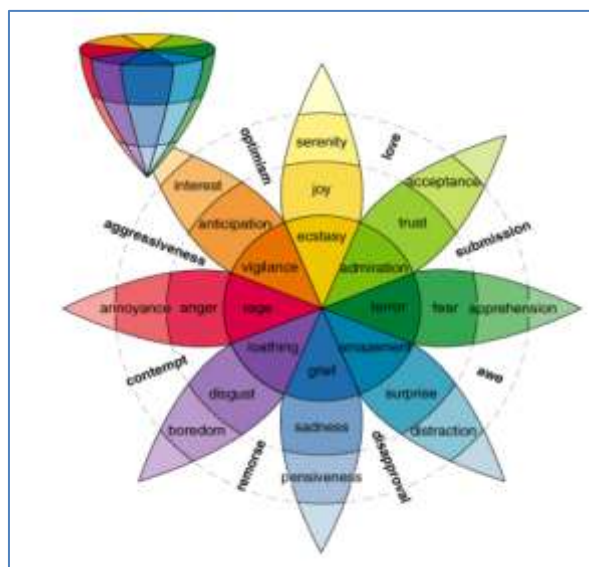
Metode penelitian pada studi ini menggunakan kerangka *Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* sebagaimana dijelaskan dalam penelitian Schröer, Kruse, dan Gómez [25]. Metode ini banyak digunakan dalam penelitian berbasis *data mining* dan *text mining* karena memberikan alur sistematis mulai dari pemahaman masalah hingga implementasi solusi berbasis data. Pendekatan ini dipilih karena penelitian berfokus pada pengolahan data teks untuk mengidentifikasi emosi dan menghasilkan respons berupa kalimat motivasi, sehingga lebih tepat dibandingkan pendekatan pengembangan perangkat lunak konvensional yang berorientasi pada sistem semata. CRISP-DM terdiri atas enam tahapan utama, yaitu *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment*, yang dalam penelitian ini diadaptasi sesuai dengan kebutuhan analisis teks berbasis *Natural Language Processing (NLP)* dan *text mining*. Alur metode CRISP-DM ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Alur metode *cross industry standard process for data Mining (CRISP-DM)* [25]

Alur CRISP-DM dimulai dengan tahap *business understanding*. Tahap ini dilakukan untuk mendefinisikan permasalahan penelitian, yaitu bagaimana mengidentifikasi emosi dari teks curhatan pengguna serta menghasilkan respons berupa kalimat motivasi yang relevan dengan kondisi emosional tersebut. Permasalahan ini dikaji dengan mengacu pada teori psikologi emosi, khususnya model emosi dasar dari Plutchik yang mengelompokkan emosi manusia ke dalam delapan kategori utama, yaitu *joy*, *sadness*, *anger*, *fear*, *trust*, *disgust*, *surprise*, dan *anticipation* [26]. Kerangka teori

ini digunakan sebagai dasar konseptual dalam proses klasifikasi emosi. Selain itu, studi literatur dilakukan terhadap bidang *Natural Language Processing* dan *text mining* untuk menentukan pendekatan yang sesuai dalam mengolah data teks. Dasar teori emosi Robert Plutchik terlihat seperti pada Gambar 2.

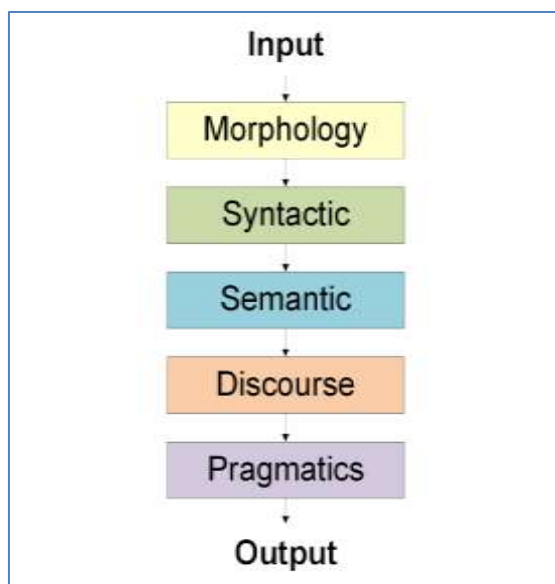


Gambar 2 Teori emosi robert plutchik [26]

Emosi pada dasarnya terbagi menjadi delapan Plutchik [26], yaitu:

- 1) Kebahagiaan (*joy*), yaitu merasa senang. Kata lainnya adalah kegembiraan;
- 2) Kesedihan (*sadness*), yaitu merasa sedih. Kata lainnya adalah duka, nestapa, dan depresi;
- 3) Kemarahan (*anger*), yaitu merasa marah. Kata murka memiliki arti kemarahan yang lebih kuat;
- 4) Ketakutan (*fear*), yaitu merasa takut. Kata yang berkaitan seperti teror, shock, dan fobia;
- 5) Kepercayaan (*trust*), yaitu kemauan bertumpu dengan yang lain;
- 6) Kemuakan (*disgust*), yaitu merasa sesuatu salah;
- 7) Terkejut (*surprise*), yaitu emosi saat seseorang melihat kejadian tak terduga
- 8) Antisipasi (*anticipation*), yaitu menunggu secara positif ke sesuatu yang akan terjadi. Ekspektasi memiliki makna yang lebih lama;

Penelitian ini berfokus untuk mendeteksi kedelapan emosi tersebut dan mengaitkannya dengan kalimat motivasi yang sesuai. Perancangan *Natural Language Processing* dan perancangan basis data korpus. NLP berupaya memecahkan masalah untuk memahami bahasa alami manusia dengan segala aturan gramatika dan semantiknya, dan mengubah bahasa tersebut menjadi representasi formal yang dapat diproses oleh komputer [13]. Gambaran umum proses NLP terlihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Natural language processing stages oleh yan li [27]

Tahapan pada NLP terdiri dari [27]:

- 1) *Morfologi* : menyangkut kata yang dibentuk dari kata dasar.
- 2) *Sintaksis* : menyangkut pemahaman tentang urutan kata dalam pembentukan kalimat dan hubungan antar kata.
- 3) *Semantics* : menyangkut arti suatu kata disertai pembentukan arti kata tersebut menjadi makna dari kalimat yang utuh .
- 4) *Pragmatis*: menyangkut penggunaan suatu kalimat untuk situasi yang berbeda serta pemberian gambaran pada suatu kalimat.
- 5) *Discourse* : menyangkut suatu kalimat yang sudah dibaca dan dikenali sebelumnya akan mempengaruhi arti dari kalimat selanjutnya.

Dari serangkaian tahapan NLP tersebut peneliti membatasi penerapan NLP dibatasi hingga tahapan semantik untuk memahami teks yang dikaitkan dengan emosi serta memanfaatkan algoritma *Text Mining*.

Tahap berikutnya adalah *data understanding*, yang bertujuan untuk mengidentifikasi karakteristik data yang digunakan dalam penelitian. Data utama berupa teks berisi ekspresi perasaan pengguna yang mengandung informasi emosional. Selain itu, digunakan pula data pendukung berupa leksikon emosi dan kumpulan kalimat motivasi yang telah dikategorikan berdasarkan jenis emosi. Pada tahap ini dilakukan eksplorasi terhadap struktur bahasa, variasi kosakata, penggunaan imbuhan, serta keberadaan kata negasi yang dapat mempengaruhi makna emosional suatu kalimat. Pemahaman terhadap karakteristik data ini menjadi dasar dalam menentukan strategi *preprocessing* dan teknik analisis yang digunakan.

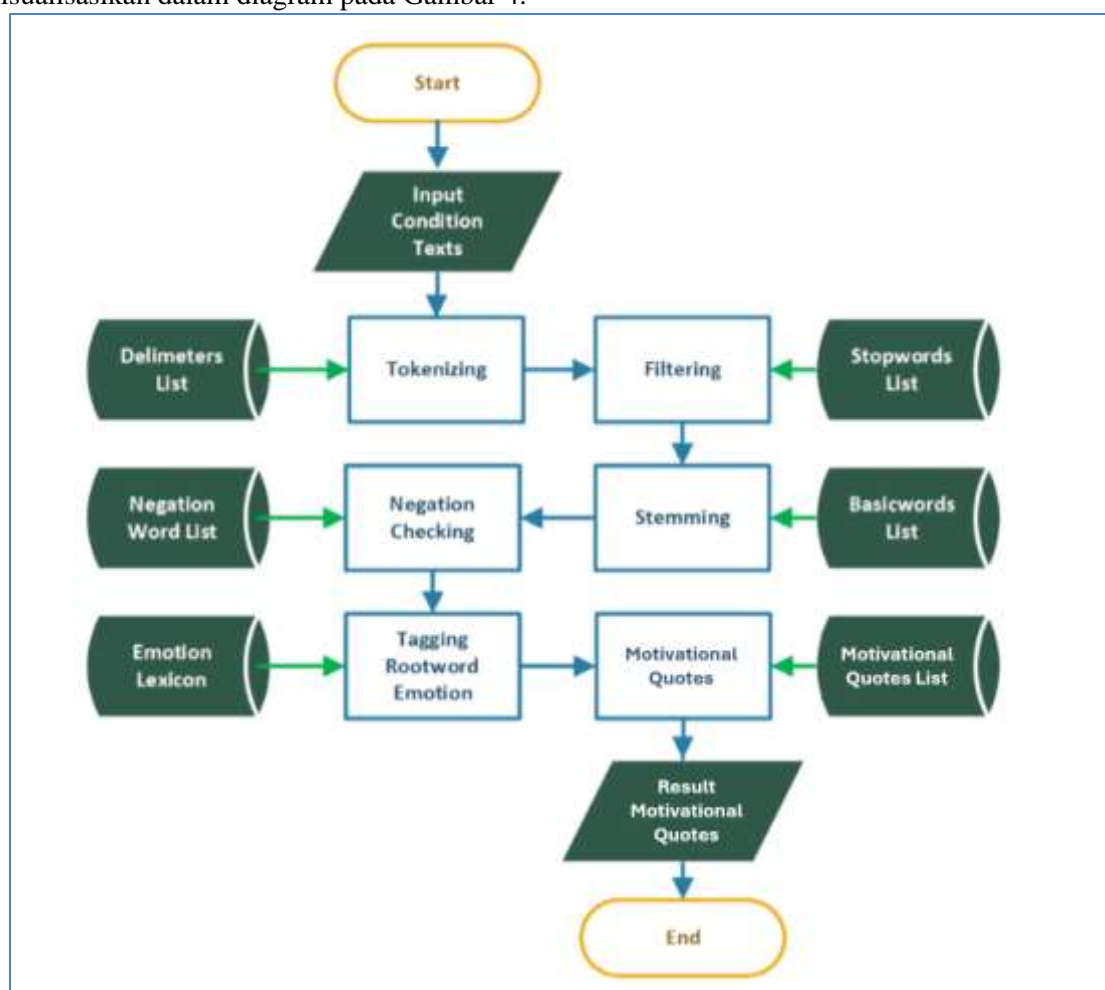
Tahap *data preparation* merupakan proses transformasi data mentah menjadi bentuk yang siap diolah. Dalam penelitian ini, tahapan ini dilakukan melalui serangkaian proses *text preprocessing*, yaitu tokenisasi, *filtering*, *stemming*, dan penanganan negasi. Tokenisasi dilakukan untuk memecah teks menjadi unit kata menggunakan delimiter seperti spasi dan tanda baca. Selanjutnya, proses *filtering* digunakan untuk menghilangkan kata-kata yang tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap analisis, seperti kata sambung, dengan mengacu pada daftar *stopwords*. Proses *stemming* dilakukan untuk mengembalikan kata berimbuhan ke bentuk dasar menggunakan pendekatan algoritma *Enhanced Confix Stripping (ECS)* yang dikembangkan untuk Bahasa Indonesia [28]. Selain itu, dilakukan pula proses *negation handling* untuk mengidentifikasi kata-kata negasi seperti “tidak” atau “bukan” yang dapat mengubah polaritas makna suatu kata. Tahap ini sangat penting dalam meningkatkan akurasi interpretasi makna pada analisis teks [29].

Tahap pemodelan dilakukan untuk membangun mekanisme identifikasi emosi berdasarkan data yang telah melalui proses *preprocessing*. Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode berbasis leksikon (*lexicon-based approach*). Setiap token hasil *preprocessing* dicocokkan

dengan entri pada leksikon emosi, kemudian diberikan label sesuai kategori emosi yang teridentifikasi. Selanjutnya, dilakukan perhitungan frekuensi kemunculan untuk menentukan emosi dominan dalam suatu teks. Pendekatan ini dipilih karena memiliki tingkat transparansi yang tinggi, mudah diinterpretasikan, serta tidak memerlukan data latih dalam jumlah besar. Oleh karena itu, metode ini dinilai sesuai untuk penelitian dengan keterbatasan dataset. Selain itu, pendekatan berbasis leksikon masih banyak digunakan sebagai baseline dalam penelitian analisis emosi karena kemampuannya dalam memberikan hasil yang konsisten dan dapat dijelaskan secara linguistik [21].

Tren penelitian terkini mengarah pada integrasi antara deteksi emosi dan generasi respons berbasis model generatif. Pendekatan ini memanfaatkan *Large Language Models* (LLMs) seperti GPT untuk menghasilkan respons yang lebih kontekstual dan adaptif terhadap kondisi emosional pengguna [30]. Meskipun demikian, penelitian ini mengadopsi pendekatan yang lebih sederhana dengan model *Lexicon-Based Approach* melalui kombinasi deteksi emosi melalui daftar leksikon dan mekanisme pengambilan respons (*response retrieval*). Setelah emosi dominan teridentifikasi, sistem melakukan pencocokan dengan basis data kalimat motivasi yang telah diklasifikasikan berdasarkan kategori emosi, sehingga menghasilkan respons yang relevan dengan kondisi pengguna.

Pendekatan tersebut sejalan dengan perkembangan *text mining modern* yang berfokus pada ekstraksi informasi bermakna dari data teks tidak terstruktur melalui teknik komputasional yang efisien dan terarah [31]. Alur data pada tahap *data understanding* hingga *modelling*, secara umum divisualisasikan dalam diagram pada Gambar 4.



Gambar 4 Alur text mining pemberi respon kalimat motivasi

Text mining pada penelitian ini menerapkan model *Lexicon-Based Approach*, yaitu model pemrosesan bahasa alami yang bekerja dengan cara mencocokkan kata-kata dalam teks dengan daftar kata yang sudah diberi label emosi. Alur yang ditunjukkan pada Gambar 4 menggambarkan tahapan pengolahan data dalam model tersebut hingga menghasilkan Kalimat Motivational. Proses diawali

ketika pengguna memasukkan teks berupa curhatan atau kondisi emosional ke dalam sistem. Teks tersebut akan menjalani proses *tokenizing*. *Tokenizing* merupakan proses memecah sebuah teks menjadi sebuah token kata. Pada proses *tokenizing* ini memanfaatkan simbol-simbol pemisah seperti tanda titik, spasi, tanda koma, untuk memecah sebuah teks menjadi token. Kumpulan dari simbol pemisah tersebut disebut dengan *Delimiters List*.

Token-token tersebut selanjutnya akan melewati proses *filtering*. Proses ini akan menghapus token-token yang berisi kata sambung. Kata sambung tersebut mengacu pada kumpulan *Stopwords List* sebagai kumpulan kata yang berisi kata sambung seperti, 'yang', 'pernah', 'akan', dan lain-lainnya. *Stopword list* tersebut mengacu pada penelitian *Stopwords* dari Tala terkait *Stopword Factory* [32].

Token-token yang telah melalui proses *filtering* selanjutnya dikembalikan ke bentuk kata dasar melalui proses *stemming*. Proses ini bertujuan untuk menghilangkan imbuhan pada kata sehingga diperoleh bentuk dasar yang sesuai. Dalam penerapannya, *stemming* dilakukan menggunakan pendekatan berbasis aturan (*rule-based stemming*) dengan memanfaatkan kamus kata dasar untuk meningkatkan akurasi proses ekstraksi kata dasar [33].

Setelah token-token tersebut kembali ke kata dasar, proses selanjutnya adalah *Negation Checking*. *Negation Checking* masuk ke tahapan *Semantic* dalam NLP. Proses ini akan mengecek keterkaitan negasi atau ingkaran antara satu token dan token lainnya yang saling berdekatan. Keterkaitan token dengan token yang mengandung negasi tersebut akan mengubah makna dari kata yang mengikutinya. Sebagai contoh kata "Tidak Sedih" akan menegasi kata sedih menjadi lawan katanya yaitu 'Senang'. Proses dalam *Negation Checking* menggunakan kumpulan kata negasi seperti, 'tidak', 'bukan', 'jangan', dan lain-lain yang terkumpul dalam *Negation Words List*.

Proses selanjutnya adalah *Tagging Root Word Emotion*. Proses ini akan mengecek token-token yang mengandung kata-kata terkait dengan tag-tag emosi. Proses ini akan mencocokkan dengan kumpulan kata yang telah dikumpulkan dalam leksikon emosi. Hasil pencocokan tersebut akan dijumlahkan sehingga memberikan kesimpulan emosi apa yang paling dominan pada teks yang diproses.

Setelah emosi berhasil dideteksi, proses terakhir adalah *Wise Quotes Retrieval*. Proses ini akan mencocokkan emosi dengan kalimat motivasi yang sesuai. Data Kalimat motivasi yang sebelumnya sudah dikumpulkan akan diambil sebagai respon untuk emosi yang berhasil dideteksi.

Tahap evaluasi dilakukan untuk menilai kinerja sistem dalam mendeteksi emosi serta menghasilkan respons yang sesuai dengan kondisi emosional pengguna. Evaluasi ini menggunakan metrik *F1-score* karena kemampuannya dalam merepresentasikan keseimbangan antara *precision* dan *recall*, khususnya pada permasalahan klasifikasi multi-kelas. *Precision* mengukur tingkat ketepatan prediksi sistem, yaitu proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh prediksi yang dihasilkan untuk suatu kelas, sedangkan *recall* mengukur kemampuan sistem dalam mengidentifikasi seluruh data yang relevan dalam kelas tersebut. Kedua matriks tersebut diturunkan dari nilai-nilai yang terdapat dalam *confusion matrix*.

Confusion matrix merupakan suatu representasi berbentuk matriks yang menggambarkan hubungan antara label aktual dan hasil prediksi model, sehingga memungkinkan analisis performa klasifikasi secara lebih komprehensif untuk setiap kelas. Dalam konteks ini, komponen utama yang digunakan meliputi *True Positive (TP)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)*. *TP* menunjukkan jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar ke dalam kelas yang sesuai, *FP* menunjukkan jumlah data yang secara keliru diklasifikasikan ke dalam suatu kelas, sedangkan *FN* menunjukkan jumlah data yang seharusnya termasuk dalam suatu kelas namun tidak berhasil diidentifikasi oleh sistem.

F1-score dihitung sebagai rata-rata harmonik antara *precision* dan *recall* sehingga mampu memberikan evaluasi yang lebih seimbang terhadap performa model, khususnya pada kondisi data yang tidak seimbang (*imbalanced dataset*) dan skenario klasifikasi *multi-label*. Oleh karena itu, metrik *F1-score*, baik dalam bentuk *micro*, *macro*, maupun *weighted F1-score*, dinilai lebih representatif dalam mengevaluasi kinerja model dibandingkan penggunaan *accuracy* secara tunggal. [34].

Namun demikian, dalam konteks deteksi emosi berbasis teks, evaluasi tidak dapat sepenuhnya bergantung pada label referensi statis, mengingat emosi memiliki sifat yang subjektif dan kontekstual.

Oleh sebab itu, penelitian ini mengintegrasikan pendekatan skala Likert berbasis persepsi manusia sebagai mekanisme validasi tambahan. Pendekatan ini sejalan dengan perkembangan penelitian terkini dalam bidang *affective computing* yang menekankan pentingnya anotasi berbasis manusia dalam memahami ekspresi emosi yang kompleks dan beragam [35]. Setiap responden, yang merepresentasikan satu data teks, diminta untuk menilai tingkat kesesuaian antara kalimat dan masing-masing kategori emosi menggunakan skala Likert lima poin, mulai dari sangat tidak sesuai hingga sangat sesuai. Skor tersebut kemudian dikonversi menjadi kategori biner dengan ambang batas tertentu, yaitu nilai ≥ 4 dikategorikan sebagai “sesuai” dan nilai ≤ 2 sebagai “tidak sesuai”, sedangkan nilai netral dapat dikecualikan dari analisis. Berdasarkan konversi tersebut, TP diidentifikasi apabila emosi yang diprediksi memperoleh penilaian “sesuai”, FP apabila prediksi dinilai “tidak sesuai”, serta FN apabila terdapat emosi lain yang memperoleh penilaian “sesuai” tetapi tidak sesuai prediksi sistem.

Dengan mengkombinasikan *F1-score* dan pendekatan Likert, evaluasi sistem menjadi lebih komprehensif karena tidak hanya mengukur performa numerik, melainkan juga mempertimbangkan validitas semantik berdasarkan persepsi manusia. Pendekatan ini relevan dalam analisis emosi, mengingat batas antar kategori emosi sering kali tidak bersifat tegas dan dapat saling beririsan, sehingga membutuhkan evaluasi berbasis konteks nyata. Studi terbaru menunjukkan bahwa nilai *F1-score* yang tinggi dalam sistem deteksi emosi perlu didukung oleh validasi berbasis data anotasi manusia agar hasil evaluasi lebih representatif terhadap kondisi dunia nyata [36]. Oleh karena itu, *F1-score* yang dihasilkan dalam penelitian ini tidak hanya mencerminkan kemampuan teknis model dalam melakukan klasifikasi, tetapi juga tingkat kesesuaian interpretasi emosi dengan pengalaman subjektif manusia. Kombinasi kedua pendekatan tersebut menghasilkan metode evaluasi yang lebih robust, kontekstual, dan representatif dalam menilai performa sistem deteksi emosi berbasis teks.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Pengolahan Data

Penelitian ini memanfaatkan leksikon emosi (*emotion lexicon*) yang terdiri dari kumpulan kata dasar yang telah diklasifikasikan ke dalam delapan kategori emosi dasar, yaitu *joy, sadness, anger, fear, trust, disgust, surprise, dan anticipation*. Leksikon yang digunakan mengacu pada penelitian yang dikembangkan oleh Mohammad, yang dikenal luas sebagai NRC Emotion Lexicon. Leksikon ini telah tervalidasi secara empiris dan banyak digunakan dalam studi analisis sentimen dan emosi berbasis *Natural Language Processing (NLP)* [21].

Jumlah kata yang digunakan dalam penelitian ini mencapai 14.182 entri, yang mencakup berbagai kelas kata, terutama kata kerja (*verbs*) dan kata sifat (*adjectives*), yang memiliki keterkaitan semantik dengan emosi tertentu. Penggunaan kata dasar (*basic word*) bertujuan untuk meningkatkan generalisasi dalam proses analisis teks, sehingga variasi morfologis dari suatu kata dapat direduksi ke bentuk dasarnya. Hal ini menjadi penting untuk memastikan konsistensi representasi data sebelum dilakukan proses analisis lebih lanjut.

Sejalan dengan hal tersebut, pada tahap data *preparation*, penelitian Giansante terkait *Neuronal network activity* menegaskan bahwa proses *preprocessing* memiliki peran krusial dalam meningkatkan kualitas data sebelum memasuki tahap pemodelan, bahkan mampu meningkatkan performa model secara signifikan tergantung strategi yang digunakan [37]. Proses *preprocessing* tersebut umumnya meliputi *tokenization* menggunakan *delimiter* untuk memecah teks menjadi unit-unit kecil, penghapusan kata tidak penting melalui *stopwords list*, normalisasi kata melalui *stemming* atau *lemmatization* untuk memperoleh bentuk dasar kata, serta teknik lain seperti *normalization* guna menyederhanakan variasi linguistik dalam teks [38], [39]. Selain itu, penanganan negation words juga menjadi aspek penting karena dapat mengubah makna semantik, khususnya dalam analisis emosi atau sentimen, sehingga mempengaruhi hasil interpretasi model NLP secara keseluruhan [40], [41]. Contoh data yang diperlukan terkait *text mining* seperti pada Tabel 1.

Tabel 1 Contoh data preprocessing text mining

Data	Contoh Data
Basic Word	makan, minum, lari, tulis, baca, lihat, dengar, kerja, belajar, pergi
Stopword	yang, dan, di, ke, dari, untuk, pada, dengan, sebagai, atau

Negation Words	tidak, bukan, jangan, tak, nggak, belum, tanpa, kurang, tidak pernah, bukanlah
Delimiter	spasi (), titik (.), koma (,), tanda tanya (?), tanda seru (!), titik dua (:), titik koma (;), garis miring (/), tanda hubung (-), newline (\n)

Setelah diperoleh data hasil *preprocessing*, tahap selanjutnya dilakukan dengan mengaitkan setiap kategori emosi terhadap korpus kalimat motivasi yang relevan. Korpus tersebut berfungsi sebagai bentuk respons adaptif atas emosi yang teridentifikasi dalam teks. Setiap kategori emosi dihubungkan dengan sejumlah variasi kalimat motivasi, sehingga memungkinkan dihasilkannya respons yang beragam untuk emosi yang serupa, namun tetap mempertahankan kesesuaian secara semantik dan kontekstual.

Dengan demikian, sistem yang dikembangkan tidak hanya mampu mengidentifikasi emosi, tetapi juga memberikan umpan balik berupa kalimat motivasi yang sesuai secara kontekstual. Contoh kata dasar yang berelasi dengan emosi dan kalimat motivasi terlihat seperti pada Tabel 2.

Tabel 2 Contoh lexicon kata dasar terkait dengan emosi dan kalimat motivasi

No	Emosi	Kata Dasar	Kalimat Motivasi
1	Kebahagiaan (<i>Joy</i>)	puas, baik, gembira, senang, ceria, bahagia, lega, bangga, damai, syukur	<i>Kebahagiaan sejati tumbuh dari dalam diri melalui rasa syukur dan penerimaan. Teruslah memilih hal-hal baik agar hidupmu semakin bermakna.</i>
2	Kesedihan (<i>Sadness</i>)	tangis, gagal, sengsara, sedih, kecewa, pilu, putus, hilang, merana, suram	<i>Kesedihan adalah bagian dari perjalanan hidup yang tidak bisa dihindari. Gunakan momen ini untuk bangkit dan menjadi pribadi yang lebih kuat</i>
3	Kemarahan (<i>anger</i>)	abai, benci, cemburu, marah, kesal, geram, dendam, emosi, tersinggung, jengkel	<i>Kemarahan hanya akan menguras energi jika tidak dikendalikan dengan baik. Alihkan emosimu ke tindakan positif yang membawa perubahan.</i>
4	Ketakutan (<i>fear</i>)	gugup, panik, takut, cemas, khawatir, waspada, ragu, gentar, trauma, terancam	<i>Ketakutan seringkali berasal dari pikiran yang belum tentu terjadi. Hadapilah dengan keberanian agar kamu bisa berkembang lebih jauh.</i>
5	Kepercayaan (<i>trust</i>)	permaaf, bukti, yakin, percaya, setia, jujur, aman, harap, komitmen, tulus	<i>Kepercayaan adalah fondasi utama dalam membangun hubungan dan kesuksesan. Jagalah kepercayaan dengan kejujuran dan konsistensi dalam tindakan.</i>
6	Kemuakan (<i>disgust</i>)	sesat, buruk, muak, jijik, hina, kotor, benci, tercela, najis, rusak	<i>Tidak semua hal dalam hidup akan sesuai dengan harapanmu. Tetaplah menjaga sikap positif dan fokus pada hal yang membawa kebaikan.</i>
7	Terkejut (<i>surprise</i>)	heran, terpesona, kaget, takjub, bingung, tercengang, kagum, mendadak,	<i>Kejutan adalah bagian dari dinamika kehidupan yang membuatnya menarik. Hadapilah dengan pikiran terbuka dan sikap yang bijaksana</i>
8	Antisipasi (<i>anticipation</i>)	samar, ambigu, harap, rencana, tunggu, siap, prediksi, waspada, target, peluang	<i>Antisipasi membantu dalam mempersiapkan masa depan secara lebih terarah. Tetaplah optimis dan nikmati setiap proses yang sedang dijalani.</i>

Tahap berikutnya adalah pemodelan untuk mengidentifikasi kandungan emosi dalam teks. Pada tahap ini, digunakan Lexicon-Based Approach. Setiap token hasil *preprocessing* dianalisis dengan cara mencocokkannya terhadap daftar kosakata emosi yang telah

ditetapkan. Melalui proses tersebut, setiap kata dapat diberikan label sesuai dengan kategori emosi yang relevan. Selanjutnya, hasil pelabelan dianalisis dengan menghitung frekuensi kemunculan masing-masing kategori emosi untuk menentukan emosi yang paling dominan dalam suatu teks. Informasi mengenai emosi dominan ini kemudian dimanfaatkan sebagai dasar dalam menghasilkan kalimat motivasi yang disesuaikan dengan emosi yang teridentifikasi. Untuk memudahkan uji coba, dibuat tampilan antarmuka sederhana. Hasil tampilan antarmuka ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5 Tampilan antarmuka sistem input dan output

Gambar 5 menunjukkan proses input dan output pada sistem. Pengguna memasukkan teks pada kolom input, kemudian menekan tombol kirim. Setelah itu, sistem menampilkan output berupa respons kalimat motivasi yang sesuai.

4.2. Evaluasi Hasil

Evaluasi performa sistem difokuskan pada kemampuan klasifikasi emosi menggunakan metrik *F1-score*. Pengujian dilakukan terhadap 100 kalimat curahan perasaan (curhat) yang merepresentasikan satu responden, kemudian diproses oleh sistem untuk menghasilkan prediksi emosi. Selanjutnya, responden memberikan penilaian terhadap tingkat kesesuaian antara kalimat dan emosi yang diprediksi menggunakan skala Likert lima poin.

Untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai performa sistem dalam mendeteksi emosi, dilakukan analisis kualitatif terhadap sejumlah sampel data yang merepresentasikan masing-masing kategori emosi berdasarkan model Plutchik. Analisis ini bertujuan untuk mengilustrasikan bagaimana hasil prediksi sistem dibandingkan dengan persepsi pengguna, serta bagaimana penilaian berbasis skala Likert digunakan untuk menentukan komponen evaluasi seperti *True Positive (TP)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)*.

Tabel 3 menyajikan contoh dari hasil evaluasi tersebut, yang mencakup kalimat curhat, prediksi sistem, ekspektasi pengguna, nilai Likert, serta kategori evaluasi (TP, FP, FN). Penyajian ini bertujuan untuk memberikan ilustrasi yang lebih jelas mengenai bagaimana pendekatan evaluasi berbasis *F1-score* dan skala Likert diterapkan secara operasional dalam penelitian ini.

Tabel 3 Contoh hasil evaluasi klasifikasi emosi berdasarkan prediksi sistem

Kalimat Curhat	Prediksi Sistem	Ekspektasi User	Kalimat Motivasi	Likert	Metrik Kategori
“Akhirnya aku diterima kerja, senang sekali rasanya!”	<i>Joy</i>	<i>Joy</i>	“Kebahagiaan adalah hasil dari usaha yang tidak menyerah.”	5	TP
“Aku kecewa berat dengan hasil ini.”	<i>Anger</i>	<i>Sadness</i>	“Kekecewaan sering tersembunyi di balik kemarahan.”	5	FN
“Kenapa mereka selalu menyalahkanku?!”	<i>Anger</i>	<i>Anger</i>	“Kemarahan adalah sinyal untuk memahami diri.”	4	TP
“Aku cemas menunggu	<i>Anticipation</i>	<i>Fear</i>	“Kecemasan sering muncul saat	5	FN

kabar besar.”			kita menunggu.”		
“Aku berharap dia tidak mengecewakan.”	<i>Trust</i>	<i>Anticipation</i>	“Harapan tidak selalu berarti kepercayaan.”	2	FP
“Aku tidak menyangka hasilnya seperti ini!”	<i>Surprise</i>	<i>Surprise</i>	“Kejutan membuka sudut pandang baru.”	5	TP
“Aku muak dengan perilaku mereka.”	<i>Disgust</i>	<i>Disgust</i>	“Menjaga jarak dari hal negatif adalah bentuk self-care.”	5	TP
“Aku takut hasilnya buruk.”	<i>Fear</i>	<i>Anticipation</i>	“Harapan bisa berubah menjadi ketakutan.”	5	FN

Hasil analisis menunjukkan bahwa sistem lebih akurat dalam mendeteksi emosi yang eksplisit dan kuat secara linguistik, seperti joy dan sadness yang umumnya menghasilkan kategori TP dengan nilai Likert tinggi. Namun demikian, ditemukan pula sejumlah kasus kesalahan klasifikasi yang mengindikasikan adanya tantangan dalam membedakan emosi yang memiliki kedekatan semantik, seperti antara *fear* dan *anticipation*, serta antara *sadness* dan *anger*. Kesalahan ini muncul baik dalam bentuk *false positive*, ketika sistem memberikan label yang tidak sesuai menurut persepsi pengguna, maupun *false negative*, ketika sistem gagal mengidentifikasi emosi yang sebenarnya relevan. Variasi hasil ini menunjukkan bahwa meskipun sistem memiliki performa yang cukup baik secara umum, masih terdapat keterbatasan dalam menangkap nuansa emosional yang kompleks dan saling beririsan.

Hasil tersebut selanjutnya diintegrasikan ke dalam perhitungan *F1-score* untuk memperoleh gambaran kuantitatif mengenai performa sistem secara keseluruhan. Variasi kategori *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) yang muncul pada setiap emosi memberikan kontribusi langsung terhadap nilai *precision* dan *recall*, yang pada akhirnya mempengaruhi nilai *F1-score* pada masing-masing kelas. Ringkasan nilai *F1-score* untuk seluruh kategori emosi dapat dilihat pada Tabel 4, yang menunjukkan distribusi performa model secara lebih sistematis dan terukur.

Tabel 4 Perhitungan *F1-Score*

Emosi	Support (Actual)	TP	FP	FN	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
<i>Joy</i>	14	13	1	1	13/14 = 0.929	13/14 = 0.929	0.929
<i>Sadness</i>	12	11	1	1	11/12 = 0.917	11/12 = 0.917	0.917
<i>Anger</i>	14	12	2	2	12/14 = 0.857	12/14 = 0.857	0.857
<i>Fear</i>	13	11	2	2	11/13 = 0.846	11/13 = 0.846	0.846
<i>Trust</i>	12	10	2	2	10/12 = 0.833	10/12 = 0.833	0.833
<i>Disgust</i>	11	9	2	2	9/11 = 0.818	9/11 = 0.818	0.818
<i>Surprise</i>	10	9	1	1	9/10 = 0.900	9/10 = 0.900	0.900
<i>Anticipation</i>	14	12	3	2	12/15 = 0.800	12/14 = 0.857	0.828

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem memperoleh *Macro F1-score* sebesar 86,6% dan *Weighted F1-score* sekitar 87%, yang mengindikasikan bahwa sistem memiliki kemampuan yang baik dalam mengidentifikasi emosi dari teks dengan tingkat konsistensi yang tinggi. Secara individual, performa terbaik dicapai pada emosi *joy* (0,929) dan *sadness* (0,917), yang menunjukkan bahwa sistem sangat efektif dalam mengenali ekspresi emosi yang bersifat eksplisit, baik positif maupun negatif. Selain itu, emosi *surprise* juga menunjukkan performa tinggi (0,900), sementara emosi seperti *disgust* (0,818) dan *anticipation* (0,828) memiliki performa relatif lebih rendah, yang mengindikasikan adanya tantangan dalam mendeteksi emosi dengan karakteristik yang lebih implisit atau kontekstual.

Tingginya performa pada kategori *joy* dan *sadness* dipengaruhi oleh karakteristik linguistik kedua emosi tersebut yang eksplisit, kuat secara linguistik, serta memiliki representasi kosakata yang kuat dalam leksikon emosi. Kata-kata seperti “senang”, “bahagia”, “sedih”, “kecewa”, dan “menangis” umumnya muncul secara langsung dalam teks sehingga lebih mudah dikenali oleh pendekatan *lexicon-based*. Selain itu, kedua kategori emosi tersebut memiliki cakupan kosakata yang relatif stabil dan tidak terlalu bergantung pada konteks kalimat, sehingga proses pencocokan kata terhadap leksikon dapat dilakukan secara lebih konsisten.

Sebaliknya, emosi seperti *anticipation* dan *disgust* menunjukkan performa yang lebih rendah karena memiliki karakteristik semantik yang lebih implisit dan kontekstual. Emosi *anticipation* sering muncul dalam bentuk harapan, kecemasan, atau prediksi terhadap suatu kejadian yang akan datang, sehingga batas maknanya sering beririsan dengan *fear* maupun *trust*. Sementara itu, emosi *disgust* tidak selalu diekspresikan melalui kata-kata yang eksplisit, melainkan dapat muncul dalam bentuk sindiran, penolakan halus, atau ekspresi ironi yang sulit dikenali menggunakan pendekatan berbasis leksikon. Kondisi tersebut menyebabkan sistem mengalami kesulitan dalam menentukan kategori emosi secara tepat pada beberapa kasus tertentu.

Analisis *confusion matrix* menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi cenderung terjadi pada pasangan emosi yang memiliki kedekatan semantik dalam roda emosi Plutchik, terutama antara *sadness* dan *anger* serta *fear* dan *anticipation*. Kondisi ini menunjukkan bahwa meskipun sistem mampu mengenali pola emosional secara umum dengan baik, sistem masih mengalami kesulitan dalam membedakan emosi yang berada pada spektrum afektif yang berdekatan.

Kesalahan klasifikasi tersebut dipengaruhi oleh karakteristik semantik beberapa emosi yang memiliki konteks makna serupa. Sebagai contoh, *fear* dan *anticipation* sama-sama berkaitan dengan orientasi terhadap kejadian di masa depan, sehingga kata seperti “menunggu”, “khawatir”, atau “harap” dapat diinterpretasikan ke dalam lebih dari satu kategori emosi tergantung konteks kalimat. Demikian pula pada pasangan *sadness* dan *anger*, ekspresi kekecewaan sering disampaikan dalam bentuk kemarahan atau frustrasi sehingga sistem mengalami kesulitan dalam menentukan emosi dominan yang sebenarnya dirasakan pengguna.

Selain faktor kedekatan semantik, penggunaan bahasa informal, singkatan, dan slang pada teks curahan perasaan juga mempengaruhi hasil klasifikasi. Beberapa kosakata emosional yang digunakan responden tidak sepenuhnya terakomodasi dalam leksikon emosi sehingga sistem belum mampu mengenali konteks emosional secara optimal. Hal ini menunjukkan bahwa kualitas dan kelengkapan leksikon memiliki pengaruh yang signifikan terhadap performa pendekatan *lexicon-based*.

Pendekatan evaluasi dalam penelitian ini dilakukan melalui kombinasi evaluasi kuantitatif menggunakan *confusion matrix* dan *F1-score* serta evaluasi berbasis persepsi pengguna melalui skala Likert. Penggunaan skala Likert memungkinkan proses evaluasi dilakukan secara lebih kontekstual karena melibatkan persepsi langsung responden terhadap kesesuaian emosi yang diprediksi sistem. Untuk menjaga konsistensi penilaian, seluruh data curahan perasaan dievaluasi menggunakan kriteria yang sama sehingga proses validasi dapat dilakukan secara lebih seragam antar responden.

Evaluasi berbasis persepsi manusia tetap memiliki potensi subjektivitas karena interpretasi emosi dapat berbeda pada setiap individu. Oleh karena itu, hasil evaluasi berbasis Likert dipadukan dengan pengukuran kuantitatif menggunakan *F1-score* untuk menjaga objektivitas pengukuran performa sistem. Kombinasi kedua pendekatan tersebut memberikan validasi yang lebih komprehensif dibandingkan apabila hanya menggunakan salah satu metode evaluasi saja.

Berdasarkan hasil evaluasi, sistem memperoleh *Weighted F1-score* mendekati 87%, yang menunjukkan bahwa sistem memiliki performa yang cukup robust dalam mendeteksi emosi pada teks berbahasa Indonesia. Validitas hasil penelitian juga diperkuat melalui perbandingan dengan beberapa penelitian terdahulu, baik yang menggunakan pendekatan *lexicon-based* maupun *deep learning*. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa meskipun pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini relatif lebih sederhana, sistem tetap mampu menghasilkan performa yang kompetitif dengan keunggulan pada efisiensi komputasi, kemudahan implementasi, dan tingkat interpretabilitas yang tinggi.

Meskipun demikian, sistem masih memiliki beberapa keterbatasan. Pendekatan *lexicon-based* sangat bergantung pada kualitas dan kelengkapan kamus emosi sehingga kurang optimal dalam menangani kalimat ambigu, *multi-emotion*, maupun penggunaan bahasa informal dan slang yang tidak terakomodasi dalam leksikon. Selain itu, sistem belum

sepenuhnya mampu menangkap konteks semantik yang kompleks, seperti ironi dan sarkasme, yang dapat mempengaruhi interpretasi emosi. Oleh karena itu, pengembangan lebih lanjut diperlukan untuk meningkatkan sensitivitas sistem terhadap nuansa emosi yang saling beririsan serta memperluas cakupan leksikon agar sistem menjadi lebih adaptif dalam berbagai konteks bahasa.

Sebagai pembandingan, hasil penelitian ini menunjukkan performa yang relatif kompetitif jika dibandingkan dengan beberapa studi terdahulu di bidang *Natural Language Processing* untuk deteksi emosi. Penelitian oleh Kodati dan Dasari yang menggunakan pendekatan deep learning berbasis *autoregressive transformer* menunjukkan performa deteksi emosi yang tinggi pada data media sosial selama pandemi COVID-19 [23], sementara penelitian oleh Harutyunyan dengan model berbasis transformer seperti BERT mencapai performa sekitar 0,90, meskipun dengan kompleksitas dan kebutuhan komputasi yang lebih tinggi [42]. Di sisi lain, pendekatan berbasis leksikon seperti yang dikembangkan oleh Mohammad & Turney umumnya menghasilkan *F1-score* pada kisaran 0,70–0,80 tergantung pada domain dan kualitas data [22]. Dibandingkan dengan penelitian-penelitian tersebut, sistem dalam penelitian ini yang juga menggunakan pendekatan *lexicon-based* mampu mencapai *F1-score* sebesar 87%, yang menunjukkan peningkatan performa yang signifikan khususnya dalam konteks bahasa Indonesia, sekaligus menawarkan keseimbangan yang baik antara akurasi, efisiensi komputasi, dan interpretabilitas model. Selain itu, pembeda dari penelitian ini terletak pada integrasi modul respons, yaitu sistem tidak hanya melakukan klasifikasi emosi, tetapi juga mampu memberikan respons berupa kalimat motivasi yang dihasilkan melalui mekanisme retrieval berdasarkan emosi yang terdeteksi. Pendekatan ini memberikan nilai tambah secara praktis karena mampu menjembatani proses analisis emosi dengan pemberian dukungan psikologis secara langsung, sehingga menjadikan sistem lebih aplikatif, kontekstual, dan relevan untuk penggunaan di dunia nyata, khususnya dalam mendukung kesehatan mental berbasis teks.

Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan telah mampu menjalankan fungsinya dengan baik dalam mendeteksi emosi berbasis delapan kategori Plutchik dan menghasilkan respon motivasi yang sesuai. Dengan nilai *F1-score* sebesar 87% serta hasil evaluasi pengguna yang berada pada kategori baik, sistem ini memiliki tingkat keandalan yang cukup tinggi dan berpotensi untuk dikembangkan lebih lanjut melalui integrasi metode berbasis pembelajaran mesin yang lebih adaptif serta perluasan leksikon untuk meningkatkan akurasi dan *robustness* dalam berbagai konteks bahasa.

5. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem berbasis Natural Language Processing (NLP) yang mengintegrasikan deteksi emosi pada teks berbahasa Indonesia dengan generasi respons motivasi yang kontekstual. Hasil pengujian menunjukkan Weighted F1-score sebesar 87%, menandakan bahwa pendekatan *lexicon-based* yang dikombinasikan dengan mekanisme respons motivasional cukup efektif dalam mengenali emosi eksplisit seperti joy dan sadness, meskipun masih menghadapi tantangan pada emosi yang berdekatan secara semantik seperti fear dan anticipation. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada perancangan ekstraksi emosi dan pemetaan respons motivasional dalam satu sistem terpadu, sehingga NLP tidak hanya berfungsi untuk analisis teks, tetapi juga berpotensi menjadi sistem pendukung emosional digital yang adaptif dan human-centered. Evaluasi berbasis skala Likert menunjukkan sebagian besar respons dinilai sesuai dengan emosi pengguna, sementara kombinasi evaluasi kuantitatif dan subjektif memberikan validasi yang lebih komprehensif. Namun, penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada jumlah data yang relatif terbatas, subjektivitas persepsi responden, serta ketergantungan metode *lexicon-based* pada kelengkapan kamus emosi, terutama dalam menangani bahasa informal, slang, ironi, sarkasme, dan kalimat multi-emosi. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan memperkaya leksikon emosi bahasa Indonesia serta mempertimbangkan metode deep learning atau transformer seperti IndoBERT agar sistem lebih mampu memahami konteks semantik kompleks dan lebih robust untuk diterapkan pada analisis emosi serta dukungan psikologis berbasis teks di dunia nyata.

Referensi

- [1] R. Amalia and S. T. Hati, "Perubahan Sosial Budaya: Curhat Publik sebagai Bentuk Ekspresi Emosional dalam Masyarakat Digital," *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, Vol. 4, No. 4, pp. 14518–14524, 2026, DOI: 10.31004/riggs.v4i4.6031.
- [2] Chiara Ruini and Cristina C. Mortara, "Writing Technique Across Psychotherapies—From Traditional Expressive Writing to New Positive Psychology Interventions: A Narrative Review," *Journal of Contemporary Psychotherapy*, Vol. 52, No. 1, pp. 23–34, 2022, DOI: 10.1007/s10879-021-09520-9.
- [3] T. Gutentag, Elise K. Kalokerinos, Yael Millgram, Paul M. Garrett, Rachel Sobel, and Maya Tamir, "Motivational Intensity in Emotion Regulation," *Personality and Social Psychology Bulletin*, Vol. 52, No. 1, 2024, DOI: 10.1177/01461672241273273.
- [4] T. St Quinton, B. Morris, M. J. Barwood, and M. Conner, "Promoting Physical Activity Through Text Messages: The Impact of Attitude and Goal Priority Messages," *Health Psychology and Behavioral Medicine*, Vol. 9, No. 1, pp. 165–181, 2021, DOI: 10.1080/21642850.2021.1891073.
- [5] Y. Sun, "A Qualitative Study of the Psychological Effects of Motivational Quotes," *Communications in Humanities Research*, Vol. 33, No. 1, pp. 27–33, 2024, DOI: 10.54254/2753-7064/33/20240042.
- [6] G. D. Lestari, W. Widodo, A. Yusuf, and M. Widyaswari, "Implementasi Komunikasi Positif dalam meningkatkan Motivasi Belajar Anak Usia Dini," *Jurnal Obsesi: Jurnal Pendidikan Anak Usia Dini*, Vol. 7, No. 4, pp. 4791–4802, 2023, DOI: 10.31004/obsesi.v7i4.4896.
- [7] W. Anggriyani and M. Fakhriza, "Analisis Sentimen Program Makan Gratis pada Media Sosial X menggunakan Metode NLP," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, Vol. 5, No. 4, pp. 1033–1042, 2024, DOI: 10.47065/josyc.v5i4.5826.
- [8] M. A. Riza and N. Charibaldi, "Emotion Detection in Twitter Social Media Using Long Short-Term Memory (LSTM) and Fast Text," *International Journal of Artificial Intelligence & Robotics (IJAIR)*, Vol. 3, No. 1, pp. 15–26, 2021, DOI: 10.25139/ijair.v3i1.3827.
- [9] A. S. Aribowo and S. Khomsah, "Implementation of Text Mining for Emotion Detection using The Lexicon Method (Case Study: Tweets About Covid-19)," *Telematika: Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi*, Vol. 18, No. 1, pp. 49–60, 2021, DOI: 10.31315/telematika.v18i1.4341.
- [10] Dr. V. Geetha, Dr C K Gomathy, Mr.D.Sri Datta Vallab Yaratha Yagn Sai Praneesh, "The Role of Natural Language Processing," *International Journal of Scientific Research in Engineering and Management*, Vol. 7, No. 11, Nov 2023. <https://doi.org/10.55041/IJSREM27094>
- [11] J. Song, "A Review of the Application of Natural Language Processing in Human-Computer Interaction," *Applied and Computational Engineering*, Vol. 106, No. 1, pp. 111–117, 2024, DOI: 10.54254/2755-2721/106/20241328.
- [12] D. A. Sulisty, F. A. Ahda, and V. A. Fitria, "Epistemologi dalam Natural Language Processing," *Jurnal Inovasi Teknik dan Edukasi Teknologi*, Vol. 1, No. 9, pp. 652–664, 2021, DOI: 10.17977/um068v1i92021p652-664.
- [13] A. Badawi, "The Effectiveness of Natural Language Processing (NLP) as a Processing Solution and Semantic Improvement," *International Journal of Economic, Technology and Social Sciences (Injects)*, Vol. 2, No. 1, pp. 36–44, 2021, DOI: 10.53695/injects.v2i1.194.
- [14] A. A. Ghirrid, R. T. K. Sari, and R. T. Aldisa, "Algoritma Natural Language Processing untuk Aplikasi Penerjemah (Indonesia–Jawa) menggunakan Metode Speech Processing," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (JTik)*, Vol. 8, No. 3, pp. 746–759, 2024, DOI: 10.35870/jtik.v8i3.2244.
- [15] Salamun, A. Aprialdo, and Sukri, "Optimasi Chatbot dengan Pemanfaatan Natural Language Processing," *Jurnal Komputer Terapan*, Vol. 10, No. 1, pp. 17–26, 2024, DOI: 10.35143/jkt.v10i1.6181.
- [16] J. Yushendri, A. R. Hanif e A. A. Putri, "A Speech Intelligence Conversation Bot for Interactive Media Information," *em Second International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, Jayapura, Indonesia, 2017.
- [17] F. Rumaisa, Y. Puspitarani, A. Rosita, A. Zakiah, and S. Violina, "Penerapan Natural Language Processing (NLP) di bidang pendidikan," *Jurnal Inovasi Masyarakat*, Vol. 1, No. 3, pp. 232–235,

- 2021, DOI: 10.33197/jim.vol1.iss3.2021.799.
- [18] M. I. Tri Khaqiqi and N. H. Harani, "Peningkatan Kinerja *Chatbot NLP* Asisten: Tinjauan Literatur tentang Metode dan Akurasi dalam Aplikasi berbasis Percakapan," *Jurnal Informatika dan Teknologi Komputer (J-ICOM)*, Vol. 5, No. 1, pp. 50–59, 2024, DOI: 10.55377/j-icom.v5i1.8242.
- [19] H. P. Tarigan, "Integration of *NLP-based Chatbot on University Academic Service System*," *Jurnal Komputer*, Vol. 3, No. 1, pp. 13–18, 2024, DOI: 10.70963/jk.v3i1.110.
- [20] T. Pólya and I. Csertő, "Emotion Recognition based on the Structure of Narratives," *Electronics*, Vol. 12, No. 4, p. 919, 2023, DOI: 10.3390/electronics12040919.
- [21] S. Mohammad, "Best Practices in the Creation and use of Emotion Lexicons," in Findings of the Association for Computational Linguistics: EACL 2023, Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2023, pp. 1825–1836, DOI: 10.18653/v1/2023.findings-eacl.136.
- [22] S. M. Mohammad and P. D. Turney, "Crowdsourcing a Word–Emotion Association Lexicon," *Computational Intelligence*, Vol. 29, No. 3, pp. 436–465, 2013.
- [23] D. Kodati and C. M. Dasari, "Negative Emotion Detection on Social Media During the Peak Time of COVID-19 Through Deep Learning with an Auto-Regressive Transformer," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 127, p. 107361, 2024, DOI: 10.1016/j.engappai.2023.107361.
- [24] F. A. Acheampong, H. Nunoo-Mensah, and W. Chen, "Transformer Models for Text-based Emotion Detection: A Review of BERT-based Approaches," *Artificial Intelligence Review*, Vol. 54, No. 8, pp. 5789–5829, 2021, DOI: 10.1007/s10462-021-09958-2.
- [25] C. Schröer, F. Kruse, and J. M. Gómez, "A Systematic Literature Review on Applying CRISP-DM Process Model" *Procedia Computer Science*, Vol. 181, pp. 526–534, 2021, DOI: 10.1016/j.procs.2021.01.199.
- [26] TenHouten, W. D., "Basic Emotion Theory, Social Constructionism, and the Universal Ethogram," *Social Science Information*, Vol. 60, No. 4, pp. 593–618, 2021, DOI: 10.1177/053901842111046481.
- [27] Li, Y., Thomas, M., & Liu, D. (2021). *From Semantics to Pragmatics: where IS can Lead in Natural Language Processing (NLP) Research*. *European Journal of Information Systems*, 30(5), 569–590.
- [28] Ahda, F. A., A. P. Wibawa, D. D. Prasetya, and D. A. Sulisty, "Minangkabau Language Stemming: A New Approach with Modified Enhanced Confix Stripping," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, Vol. 9, No. 3, pp. 677–687, 2025, DOI: 10.29207/resti.v9i3.6511.
- [29] P. K. Singh and S. Paul, "Deep Learning Approach for Negation Handling in Sentiment Analysis," *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 102579–102592, 2021, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3095412.
- [30] M. Li, "Improving ChatGPT's Emotional Intelligence Through Large Language Model Evaluation," Master's thesis, Université du Québec à Montréal (UQAM), Montreal, QC, Canada, 2023. [Online]. Available: <https://archipel.uqam.ca/17338/1/M18333.pdf>
- [31] S. Minaee, N. Kalchbrenner, E. Cambria, N. Nikzad, M. Chenaghlu, and J. Gao, "Deep Learning-based Text Classification," *ACM Computing Surveys*, Vol. 54, No. 3, pp. 1–40, Apr. 2021, DOI: 10.1145/3439726.
- [32] H. T. Y. Achsan, H. Suhartanto, W. C. Wibowo, D. A. Dewi, and K. Ismed, "Automatic Extraction of Indonesian Stopwords," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, Vol. 14, No. 2, pp. 166–171, 2023, DOI: 10.14569/IJACSA.2023.0140221.
- [33] Z. Abidin, A. Junaidi, and Wamiliana, "Text Stemming and Lemmatization of Regional Languages in Indonesia: A Systematic Literature Review," *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, Vol. 10, No. 2, pp. 217–231, 2024, DOI: 10.20473/jisebi.10.2.217-231
- [34] M. C. Hinojosa Lee, J. Braet, and J. Springael, "Performance Metrics for Multilabel Emotion Classification: Comparing Micro, Macro, and Weighted F1-Scores," *Applied Sciences*, Vol. 14, No. 21, p. 9863, Oct. 2024, DOI: 10.3390/app14219863.

- [35] M. M. Imran, “*Emotion Classification in Software Engineering Texts: A Comparative Analysis of Pre-trained Transformers Language Models*,” in Proc. IEEE/ACM Int. Workshop on Natural Language-Based Software Engineering (NLBSE), ICSE 2024, Lisbon, Portugal, 2024, pp. 73–80. DOI: 10.1145/3643787.3648034.
- [36] J. Li and P. Washington, “*A Comparison of Personalized and Generalized Approaches to Emotion Recognition using Consumer Wearable Devices: Machine Learning Study*,” arXiv preprint arXiv:2308.14245, 2023, DOI: 10.48550/arXiv.2308.14245.
- [37] G. Giansante et al., “*Neuronal Network Activity and Connectivity are Impaired in a Conditional Knockout Mouse Model with PCDH19 Mosaic Expression*,” *Molecular Psychiatry*, Vol. 29, No. 6, pp. 1710–1725, Mar. 2023, DOI: 10.1038/s41380-023-02022-1.
- [38] Christine P. Chai and Hussein A. Abbas, “*Comparison of Text Preprocessing Methods*,” *Natural Language Engineering*, Vol. 29, No. 3, pp. 509–553, 2023, DOI: 10.1017/S1351324922000213.
- [39] Rianto, Achmad Benny Mutiara, Eri Prasetyo Wibowo, and Paulus Insap Santosa, “*Improving the Accuracy of Text Classification using Stemming Method, a Case of Non-formal Indonesian Conversation*,” *Journal of Big Data*, Vol. 8, No. 26, 2021, DOI: 10.1186/s40537-021-00413-1.
- [40] L. B. Ilmawan, Muladi, and D. D. Prasetya, “*Negation Handling for Sentiment Analysis Task: Approaches and Performance Analysis*,” *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, Vol. 14, No. 3, pp. 3382–3393, 2024, DOI: 10.11591/ijece.v14i3.pp3382-3393.
- [41] N. Punetha and G. Jain, “*Advancing Sentiment Analysis by Addressing Negation Handling Challenge via Unsupervised Mathematical Approach*,” *Social Network Analysis and Mining*, Vol. 15, 2025, DOI: 10.1007/s13278-025-01416-z.
- [42] A. Harutyunyan and S. Kumar, “*Fine-Grained Emotion Detection on GoEmotions: Experimental Comparison of Classical Machine Learning, BiLSTM, and Transformer Models*,” arXiv, 2026. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2601.18162>