



Visualisasi Interaktif Emosi pada Teks Uji Terkontrol Menggunakan RoBERTa GoEmotions dan Roda Emosi Plutchik

M. Faiq Rafii Wahyudi*, Zainal Abidin

Fakultas Sains dan Teknologi, Program Studi Teknik Informatika, UIN Maulana Malik Ibrahim, Malang, Indonesia

Email: ¹*rafiiwahyudi25@gmail.com, ²zainal@ti.uin-malang.ac.id

Email Penulis Korespondensi: rafiiwahyudi25@gmail.com

Abstrak—Hasil klasifikasi emosi berbasis teks umumnya masih disajikan dalam bentuk label, tabel, atau angka probabilitas sehingga hubungan antar emosi sulit dipahami secara intuitif oleh pengguna. Permasalahan tersebut menunjukkan perlunya pendekatan visualisasi yang tidak hanya menampilkan emosi dominan, tetapi juga mampu memperlihatkan intensitas dan keterkaitan emosi pendukung dalam satu representasi visual. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem visualisasi emosi interaktif pada teks uji terkontrol dengan mengintegrasikan model RoBERTa GoEmotions dan Roda Emosi Plutchik. Sistem memproses teks masukan melalui *preprocessing* ringan, inferensi model Transformer, *rule based emotion mapping* ke delapan emosi dasar Plutchik, *max normalization*, *visual threshold filtering*, serta visualisasi radial berbasis D3.js. Kontribusi penelitian ini terletak pada integrasi keluaran model GoEmotions yang lebih rinci ke dalam struktur emosi dasar Plutchik, penerapan normalisasi dan penyaringan ambang visual untuk meningkatkan keterbacaan, serta pengembangan visualisasi interaktif yang membantu interpretasi hasil analisis emosi teks. Pengujian fungsional dilakukan untuk memeriksa konsistensi alur inferensi, pemetaan emosi, normalisasi, dan pembentukan visualisasi. Contoh pengujian menunjukkan bahwa kalimat bernuansa keberhasilan menghasilkan dominasi *joy* dengan skor agregasi 1,220 dan nilai normalisasi 1,000. Hasil tersebut konsisten dengan konteks teks masukan dan divisualisasikan sebagai *petal* paling dominan pada Roda Emosi Plutchik. Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi model NLP modern dan visualisasi interaktif dapat meningkatkan interpretabilitas analisis emosi berbasis teks dibandingkan penyajian berbasis angka maupun tabel.

Kata Kunci: Visualisasi Interaktif; *Emotion Recognition*; RoBERTa GoEmotions; Plutchik Emotion Wheel; *Natural Language Processing*

Abstract—Text-based emotion classification results are commonly presented as labels, tables, or probability scores, making relationships among emotions difficult for users to interpret intuitively. This problem indicates the need for a visualization approach that not only presents the dominant emotion but also shows the intensity and relationship of supporting emotions in a single visual representation. This study aims to develop an interactive emotion visualization system for controlled test texts by integrating the RoBERTa GoEmotions model and the Plutchik Emotion Wheel. The system processes input text through light preprocessing, Transformer model inference, rule based emotion mapping into the eight basic Plutchik emotions, max normalization, visual threshold filtering, and radial visualization using D3.js. The contribution of this study lies in integrating the more detailed GoEmotions output into the basic emotion structure of Plutchik, applying normalization and visual threshold filtering to improve readability, and developing an interactive visualization that supports the interpretation of text emotion analysis results. Functional testing was conducted to examine the consistency of the inference process, emotion mapping, score normalization, and visualization generation. The test example shows that a sentence expressing success produces joy as the dominant emotion, with an aggregate score of 1.220 and a normalized value of 1.000. This result is consistent with the context of the input text and is visualized as the most dominant petal in the Plutchik Emotion Wheel. The findings indicate that integrating modern NLP models with interactive visualization can improve the interpretability of text-based emotion analysis compared with numerical or tabular presentation.

Keywords: Interactive Visualization; Emotion Recognition; RoBERTa GoEmotions; Plutchik Emotion Wheel; Natural Language Processing

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi *Artificial Intelligence* (AI) dan *Natural Language Processing* (NLP) mendorong peningkatan pemanfaatan analisis teks pada berbagai bidang, termasuk analisis opini, pemantauan media sosial, sistem rekomendasi, serta pemahaman perilaku pengguna berbasis data tekstual. Salah satu kajian yang berkembang pesat dalam NLP adalah *emotion recognition*, yaitu proses identifikasi kondisi emosional manusia berdasarkan representasi bahasa yang muncul pada data teks. Berbeda dengan *sentiment analysis* yang umumnya hanya mengelompokkan polaritas menjadi positif, negatif, atau netral, *emotion recognition* memungkinkan identifikasi emosi yang lebih spesifik sehingga mampu menghasilkan pemahaman yang lebih mendalam terhadap respons pengguna (Younis et al., 2024). Kebutuhan tersebut semakin penting pada teks pendek dan media sosial karena bahasa pengguna sering tidak baku, mengandung singkatan, emoji, sarkasme, serta konteks peristiwa tertentu. Kastrati et al. (2024) menunjukkan bahwa *emotion detection* pada *tweet* menghadapi tantangan data besar, anotasi otomatis, dan ketimpangan kelas emosi, sedangkan Olusegun et al. (2023) memperlihatkan bahwa klasifikasi emosi pada data Twitter dapat membantu memahami respons publik terhadap krisis kesehatan. Temuan tersebut menunjukkan bahwa analisis emosi perlu dilengkapi dengan penyajian hasil yang mudah dibaca agar informasi emosi dapat digunakan sebagai dasar interpretasi.

Peningkatan kualitas model *deep learning*, khususnya arsitektur Transformer, memberikan perubahan signifikan pada kemampuan sistem NLP dalam memahami hubungan semantik dan konteks bahasa. Model berbasis Transformer memanfaatkan mekanisme *self-attention* sehingga dapat menangkap keterkaitan antar kata secara kontekstual dengan lebih efektif dibandingkan pendekatan *machine learning* tradisional. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa model berbasis Transformer seperti BERT, RoBERTa, maupun turunannya mampu menghasilkan performa tinggi pada tugas klasifikasi emosi berbasis teks maupun percakapan (Creanga & Dinu, 2024). Selain itu, penerapan Transformer pada



multimodal emotion recognition yang menggabungkan teks, audio, dan visual juga memperlihatkan peningkatan akurasi identifikasi emosi secara signifikan (Babaali & Shayaninasab, 2024). Pada sisi lain, perkembangan LLM dan model berbasis Transformer juga menunjukkan perluasan pendekatan *emotion recognition* dari teks bahasa tertentu hingga data fisiologis. Nfaoui & Elfaik (2024) menilai penggunaan model ChatGPT untuk klasifikasi emosi *multi label* berbahasa Arab, sedangkan Liu et al. (2024) mengembangkan kerangka Transformer yang dapat diinterpretasikan untuk pengenalan emosi berbasis EEG. Hal tersebut memperkuat bahwa isu akurasi perlu diimbangi dengan kebutuhan interpretabilitas hasil. Walaupun performa klasifikasi emosi terus mengalami perkembangan, sebagian besar penelitian masih berfokus pada peningkatan akurasi model klasifikasi tanpa memperhatikan aspek representasi visual hasil analisis. Informasi emosi umumnya masih disajikan dalam bentuk tabel statistik, label teks, maupun diagram konvensional seperti *bar chart* dan *pie chart*. Pendekatan tersebut memang mampu menyampaikan hasil klasifikasi, tetapi belum sepenuhnya optimal dalam menggambarkan hubungan antar kategori emosi yang bersifat kompleks dan multidimensi. Akibatnya, pengguna cenderung hanya memperoleh informasi mengenai emosi dominan tanpa memahami keterkaitan semantik antar emosi yang muncul dalam data. Semeraro et al. (2021) menjelaskan bahwa visualisasi berbasis Roda Emosi Plutchik mampu mempertahankan prinsip kedekatan dan oposisi antar emosi sehingga hubungan antar kategori emosi dapat dipahami secara lebih intuitif. Oleh karena itu, visualisasi emosi perlu dirancang tidak hanya untuk menampilkan nilai probabilitas, tetapi juga untuk membantu pengguna memahami struktur hubungan antar emosi secara lebih mudah.

Penelitian terkini menunjukkan bahwa teori Plutchik masih memiliki relevansi tinggi dalam pengembangan sistem analisis emosi modern. Integrasi teori Plutchik dengan pendekatan *Mixture of Experts* terbukti mampu meningkatkan kualitas klasifikasi emosi berbasis teks (Lim & Cheong, 2024). Di sisi lain, pengembangan kerangka analisis emosi berbasis AI yang adaptif, *explainable*, dan mudah dipahami pengguna juga menjadi fokus penelitian terbaru (Gamage et al., 2024). Plisiecki & Sobieszek (2024) juga menunjukkan bahwa komponen fundamental emosi dapat diekstraksi dari ekspresi teks melalui *word embeddings*, sehingga relasi semantik antar emosi menjadi aspek penting dalam analisis berbasis bahasa. Selain itu, perkembangan visualisasi emosi berbasis *machine learning* memperlihatkan kebutuhan akan sistem yang tidak hanya mampu menghasilkan prediksi akurat, tetapi juga menyajikan hasil inferensi secara interaktif agar dapat digunakan sebagai alat bantu analisis yang lebih informatif (Feng & Wei, 2024).

Sejumlah penelitian sebelumnya telah membahas pemanfaatan Transformer dalam pengenalan emosi. Creanga & Dinu (2024) mengembangkan *neural network* berbasis Transformer pada pengenalan emosi dalam percakapan dan menunjukkan bahwa *masked language models* masih kompetitif untuk klasifikasi emosi level kalimat. Min et al. (2024) mengeksplorasi pemanfaatan arsitektur Transformer dengan mekanisme *masked learning* untuk meningkatkan kemampuan sistem dalam memahami pola emosional yang kompleks. Sementara itu, Plaza-del-Arco et al. (2024) melakukan tinjauan komprehensif terhadap perkembangan *emotion analysis* dalam NLP dan menegaskan bahwa interpretabilitas hasil analisis masih menjadi tantangan yang perlu dikembangkan lebih lanjut. Meskipun berbagai penelitian menunjukkan peningkatan performa klasifikasi emosi, terdapat celah penelitian yang masih terbuka. Sebagian besar studi berfokus pada optimasi model klasifikasi, sedangkan aspek visual analitik yang membantu pengguna memahami distribusi emosi secara intuitif masih relatif terbatas. Penelitian lain yang menggunakan teori Plutchik umumnya lebih menitikberatkan visualisasi statis atau analisis korpus anotasi emosi tanpa mengintegrasikan model NLP modern berbasis Transformer ke dalam sistem visualisasi interaktif (Semeraro et al., 2021). Kesenjangan tersebut menunjukkan bahwa integrasi antara *Transformer-based emotion classification* dengan visualisasi emosi berbasis Plutchik Emotion Wheel masih memiliki ruang pengembangan yang signifikan. Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem visualisasi emosi interaktif berbasis Plutchik Emotion Wheel untuk melakukan analisis emosi pada data teks yang mengandung ekspresi emosional (*emotionally expressive text*). Model RoBERTa GoEmotions digunakan untuk menghasilkan distribusi probabilitas emosi dari teks masukan. Hasil inferensi kemudian ditransformasikan ke dalam visualisasi radial berbasis D3.js yang menampilkan distribusi intensitas emosi secara dinamis.

Penelitian ini memberikan tiga kontribusi utama. Pertama, penelitian merancang mekanisme integrasi antara model RoBERTa GoEmotions dan Plutchik Emotion Wheel melalui *rule based emotion mapping* yang dapat menjembatani perbedaan tingkat kerincian label emosi. Kedua, penelitian mengembangkan visualisasi interaktif berbasis D3.js dengan *max normalization* dan *visual threshold filtering* agar distribusi emosi dapat dibaca secara proporsional. Ketiga, penelitian menyajikan evaluasi fungsional untuk menunjukkan konsistensi proses dari teks masukan hingga visualisasi akhir. Kontribusi penelitian ini memperkaya kajian visualisasi emosi berbasis NLP modern melalui pengembangan mekanisme integrasi antara RoBERTa GoEmotions, *rule-based emotion mapping*, dan Roda Emosi Plutchik. Sistem yang dikembangkan menyajikan hasil analisis emosi teks dalam bentuk visualisasi interaktif sehingga pengguna dapat memahami emosi dominan, emosi pendukung, dan hubungan antar kategori emosi secara lebih mudah. Selain memberikan kontribusi akademik pada integrasi NLP dan visualisasi data interaktif, pendekatan ini juga dapat digunakan sebagai dasar pengembangan sistem analisis opini, pemantauan pengalaman pengguna, dan evaluasi respons emosional berbasis teks.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Kerangka Dasar Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan *design and development research* dengan fokus pada pengembangan sistem visualisasi emosi interaktif berbasis *Natural Language Processing* (NLP). Sistem dirancang untuk melakukan analisis emosi pada data teks yang mengandung ekspresi emosional (*emotionally expressive text*) menggunakan model NLP berbasis Transformer, kemudian menampilkan hasil inferensi dalam bentuk visualisasi interaktif menggunakan konsep Plutchik Emotion Wheel. Penelitian bertujuan membangun integrasi antara model *deep learning emotion recognition* dan representasi visual interaktif sehingga hasil analisis emosi tidak hanya memiliki kualitas klasifikasi yang baik, tetapi juga mampu dipahami pengguna secara lebih intuitif. Variabel masukan penelitian berupa data teks berbasis bahasa alami yang diproses menggunakan model Transformer untuk menghasilkan distribusi probabilitas emosi. Variabel keluaran berupa visualisasi distribusi emosi dalam bentuk representasi radial berbasis *Plutchik Wheel*. Kerangka penelitian terdiri atas beberapa tahapan utama yaitu pengumpulan data teks, *preprocessing* data, inferensi model klasifikasi emosi, transformasi probabilitas emosi ke dalam struktur visual, pembangunan visualisasi interaktif, serta evaluasi hasil sistem. Pendekatan tersebut digunakan agar proses analisis emosi dapat dilakukan secara terstruktur mulai dari data mentah hingga visualisasi akhir yang dapat digunakan pengguna sebagai media interpretasi informasi emosional.

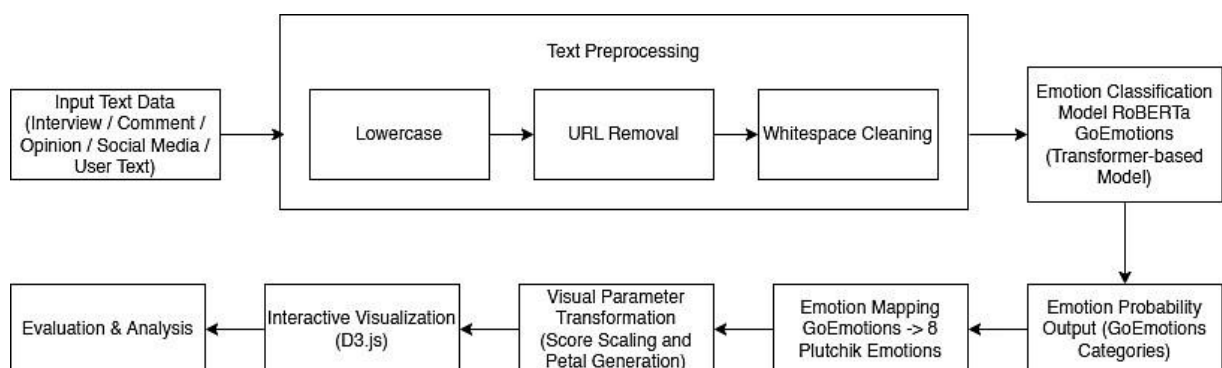
2.2 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. Proses penelitian dimulai dari pengumpulan data teks yang digunakan sebagai masukan sistem. Data masukan berupa teks yang mengandung ekspresi emosional, seperti komentar pengguna, opini tekstual, unggahan media sosial, maupun transkrip wawancara. Setelah data dimasukkan, dilakukan tahap *text preprocessing* untuk mempersiapkan data sebelum diproses oleh model NLP. Tahapan ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data sehingga model dapat memahami isi teks dengan lebih baik. Proses yang dilakukan meliputi normalisasi teks, penghapusan karakter yang tidak diperlukan, serta penyesuaian format masukan sesuai kebutuhan model Transformer.

Data yang telah diproses kemudian dianalisis menggunakan model *RoBERTa GoEmotions* untuk melakukan klasifikasi emosi. Model berbasis Transformer digunakan karena memiliki kemampuan dalam memahami hubungan konteks antar kata pada suatu kalimat. Dari proses tersebut dihasilkan probabilitas distribusi emosi yang menunjukkan tingkat kemungkinan munculnya kategori emosi tertentu pada teks. Hasil probabilitas emosi selanjutnya dipetakan menggunakan konsep Plutchik Emotion Wheel. Setiap nilai probabilitas dihubungkan ke delapan kategori emosi utama, yaitu *joy, trust, fear, surprise, sadness, disgust, anger, dan anticipation*. Proses ini dilakukan agar hubungan antar emosi dapat ditampilkan secara lebih jelas dan mudah dipahami.

Tahap berikutnya yaitu membangun visualisasi interaktif menggunakan pustaka *D3.js*. Visualisasi dibuat menggunakan pendekatan radial sehingga distribusi emosi dan hubungan antar kategori emosi dapat ditampilkan secara visual. Pendekatan ini diharapkan dapat membantu pengguna memahami hasil analisis emosi dengan lebih mudah dibandingkan hanya menggunakan data numerik atau tabel.

Tahap terakhir adalah evaluasi sistem untuk melihat kemampuan sistem dalam menghasilkan visualisasi emosi yang informatif dan mudah dipahami pengguna. Hasil evaluasi digunakan untuk mengetahui efektivitas integrasi model NLP dan visualisasi interaktif yang dikembangkan dalam penelitian ini.



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian

Gambar 1 menunjukkan bahwa proses penelitian berjalan secara berurutan mulai dari masukan teks hingga visualisasi akhir. Alur tersebut memperlihatkan bahwa hasil visualisasi tidak dihasilkan secara langsung dari teks mentah, tetapi melalui proses *preprocessing*, inferensi model, pemetaan emosi, normalisasi, dan pembentukan elemen visual. Dengan struktur tersebut, setiap tahap memiliki peran yang jelas dalam menjaga konsistensi keluaran sistem.



2.3 Data Masukan Sistem

Penelitian ini tidak melakukan pelatihan ulang model karena klasifikasi emosi memanfaatkan model pralatih RoBERTa GoEmotions. Data masukan penelitian berupa teks berbasis bahasa alami yang dimasukkan pengguna melalui antarmuka aplikasi. Data dapat berupa komentar pengguna, transkrip wawancara, opini tekstual, maupun bentuk teks lain yang mengandung ekspresi emosi. Pengujian sistem dilakukan menggunakan masukan teks terkontrol untuk memeriksa konsistensi alur *preprocessing*, inferensi model, *emotion mapping*, normalisasi, dan visualisasi akhir.

Pengujian sistem dilakukan menggunakan delapan teks uji terkontrol yang masing-masing dirancang untuk merepresentasikan delapan emosi dasar Plutchik, yaitu *joy*, *trust*, *fear*, *surprise*, *sadness*, *disgust*, *anger*, dan *anticipation*. Setiap teks uji disusun dalam bahasa Inggris karena model RoBERTa GoEmotions yang digunakan pada penelitian ini dilatih dan dioptimalkan pada korpus berbahasa Inggris. Pemilihan teks uji berbahasa Inggris bertujuan menjaga kesesuaian antara bahasa masukan dan karakteristik model sehingga hasil inferensi emosi dapat diamati secara lebih stabil. Pengujian ini difokuskan untuk memeriksa konsistensi alur sistem, mulai dari *preprocessing*, inferensi model, *emotion mapping*, normalisasi skor, *threshold filtering*, hingga pembentukan visualisasi akhir. Dengan demikian, pengujian tidak diarahkan untuk mengukur akurasi klasifikasi pada *benchmark dataset*, melainkan untuk memvalidasi keterhubungan antara keluaran model RoBERTa GoEmotions dan representasi visual berbasis Roda Emosi Plutchik. Setiap data masukan diproses sebagai satu unit dokumen teks yang kemudian dilakukan inferensi menggunakan model klasifikasi emosi berbasis Transformer. Sistem menghasilkan probabilitas distribusi emosi yang menunjukkan tingkat kemunculan emosi tertentu pada teks yang dianalisis. Kategori emosi yang digunakan mengacu pada teori Plutchik Emotion Wheel yang terdiri dari delapan emosi dasar, yaitu *joy*, *trust*, *fear*, *surprise*, *sadness*, *disgust*, *anger*, dan *anticipation*. Semeraro et al. (2021) menjelaskan bahwa visualisasi berbasis Plutchik mampu menjaga kedekatan dan oposisi semantik antar emosi sehingga hubungan antar kategori lebih mudah dipahami. Lim & Cheong (2024) menegaskan bahwa delapan emosi dasar Plutchik dapat digunakan sebagai dasar pelabelan emosi dan pemetaan emosi kompleks. Struktur tersebut dipilih karena mampu merepresentasikan hubungan emosional secara lebih komprehensif dibanding pendekatan klasifikasi polaritas sederhana.

2.4 Preprocessing Data Teks

Proses *preprocessing* meliputi normalisasi huruf menjadi bentuk *lowercase*, penghapusan URL, serta pembersihan *whitespace* berlebih. Tahap *preprocessing* tidak menerapkan *stemming* maupun *stopword removal* karena model Transformer modern mampu mempelajari representasi kontekstual secara langsung melalui mekanisme *contextual embedding*. Penerapan *stemming* maupun penghapusan *stopword* berpotensi menghilangkan informasi semantik yang masih diperlukan model dalam memahami konteks bahasa secara utuh. Selain itu, sistem menerapkan mekanisme *token truncation* pada proses tokenisasi internal model Transformer dengan batas maksimum 512 token. Pendekatan ini digunakan untuk memastikan panjang masukan tetap sesuai dengan kapasitas model RoBERTa GoEmotions sehingga proses inferensi dapat berjalan secara stabil dan konsisten.

2.5 Klasifikasi Emosi Berbasis Transformer

Penelitian menggunakan model pralatih RoBERTa GoEmotions (SamLowe/roberta-base-go_emotions) berbasis arsitektur Transformer untuk melakukan klasifikasi emosi. Model berbasis Transformer seperti BERT dan RoBERTa banyak digunakan dalam klasifikasi emosi teks karena mampu menangkap konteks bahasa secara lebih baik dibandingkan pendekatan tradisional berbasis fitur statistik (Maruf et al., 2024). GoEmotions banyak digunakan dalam penelitian klasifikasi emosi teks karena menyediakan label emosi yang lebih rinci dan mendukung tugas klasifikasi emosi multi label. Sitoula et al. (2024) menunjukkan bahwa model RoBERTa memiliki kinerja kuat dalam klasifikasi emosi menggunakan *dataset* GoEmotions. Model yang digunakan pada penelitian ini merupakan model hasil *fine tuning* pada *dataset* GoEmotions sehingga mampu menghasilkan probabilitas *multi label* emosi dari masukan teks. Model GoEmotions menghasilkan distribusi probabilitas *multi label*, sehingga satu teks dapat memiliki lebih dari satu kategori emosi secara bersamaan. Hasil probabilitas kategori emosi dari model GoEmotions selanjutnya dipetakan ke delapan emosi dasar Plutchik menggunakan mekanisme *emotion mapping*. Beberapa kategori emosi dengan karakteristik semantik yang serupa diakumulasikan ke kategori emosi dasar Plutchik. Arsitektur Transformer memanfaatkan mekanisme *self-attention* untuk memahami hubungan antar kata dalam suatu dokumen teks. Pendekatan tersebut memungkinkan model menangkap informasi kontekstual yang lebih baik dibanding metode tradisional berbasis fitur statistik maupun *machine learning* konvensional (Younis et al., 2024). Model menerima data hasil tokenisasi sebagai masukan dan menghasilkan distribusi probabilitas emosi sebagai keluaran. Setiap probabilitas merepresentasikan tingkat keyakinan model terhadap kategori emosi tertentu. Hasil probabilitas tersebut kemudian digunakan sebagai dasar pembentukan representasi visual emosi pada tahap berikutnya.

2.5.1 Emotion Mapping Strategy

Model GoEmotions menghasilkan kategori emosi yang lebih rinci dibandingkan teori Plutchik. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan mekanisme *emotion mapping* untuk menghubungkan kategori emosi GoEmotions ke delapan emosi dasar Plutchik berdasarkan kedekatan semantik antar emosi. Proses pemetaan dilakukan menggunakan pendekatan berbasis aturan dengan mengelompokkan kategori emosi yang memiliki keterkaitan konseptual terhadap kategori emosi dasar Plutchik. Strategi ini sejalan dengan pendekatan *Plutchik Labeling* yang memecah emosi kompleks



ke dalam emosi dasar penyusunnya (Lim & Cheong, 2024). Pada implementasi sistem, tidak seluruh label GoEmotions divisualisasikan secara langsung pada *Plutchik Wheel*. Label yang memiliki kedekatan semantik dengan delapan emosi dasar Plutchik dipetakan ke kategori Plutchik yang sesuai, sedangkan label *neutral* tidak dimasukkan ke dalam visualisasi karena tidak termasuk kategori emosi dasar dalam model Plutchik. Label GoEmotions yang tidak tercakup dalam aturan pemetaan tetap tersimpan pada keluaran model mentah, tetapi tidak dihitung sebagai skor emosi Plutchik. Skor emosi dasar Plutchik diperoleh melalui proses agregasi probabilitas kategori GoEmotions yang berada pada kelompok emosi yang sama. Probabilitas setiap kategori yang telah dipetakan dijumlahkan, bukan dirata-ratakan, agar kontribusi dari kategori emosi yang lebih rinci tetap dipertahankan dalam kategori emosi dasar Plutchik sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$S(p) = P(g_1) + P(g_2) + \dots + P(g_n) \quad (1)$$

Dengan $S(p)$ menyatakan skor emosi pada kategori Plutchik p . Simbol $P(g)$ menyatakan probabilitas kategori GoEmotions yang dipetakan ke kategori p . Sementara itu, n menunjukkan jumlah kategori GoEmotions yang masuk ke kelompok emosi Plutchik tersebut. Pendekatan ini digunakan untuk menghasilkan representasi emosi yang tetap sesuai dengan struktur teoritis Plutchik Emotion Wheel tanpa menghilangkan informasi emosional yang diperoleh dari model klasifikasi berbasis Transformer. Strategi pemetaan kategori GoEmotions ke delapan emosi dasar Plutchik ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Strategi Pemetaan Kategori GoEmotions ke Emosi Dasar Plutchik

Emosi Plutchik	Kategori GoEmotions yang dipetakan
<i>Joy</i>	<i>amusement, joy, excitement</i>
<i>Trust</i>	<i>admiration, approval, caring</i>
<i>Fear</i>	<i>fear, nervousness</i>
<i>Surprise</i>	<i>surprise, realization</i>
<i>Sadness</i>	<i>sadness, grief, disappointment</i>
<i>Disgust</i>	<i>disgust</i>
<i>Anger</i>	<i>anger, annoyance</i>
<i>Anticipation</i>	<i>optimism, curiosity, desire</i>

Berdasarkan Tabel 1, setiap emosi dasar Plutchik dibentuk dari beberapa label GoEmotions yang memiliki kedekatan semantik. Kategori *joy*, misalnya, diperoleh dari *amusement, joy*, dan *excitement* sehingga skor visual yang dihasilkan tidak hanya bergantung pada satu label emosi. Strategi ini membantu menyederhanakan keluaran GoEmotions yang lebih rinci tanpa menghilangkan informasi emosi utama yang relevan.

2.5.2 Normalisasi Skor Emosi

Skor emosi hasil proses *emotion mapping* memiliki rentang nilai yang berbeda bergantung pada jumlah kategori GoEmotions yang berkontribusi terhadap setiap kategori emosi dasar Plutchik. Oleh karena itu, dilakukan proses normalisasi untuk menghasilkan representasi visual yang lebih proporsional. Normalisasi dilakukan menggunakan pendekatan *max normalization* sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (2).

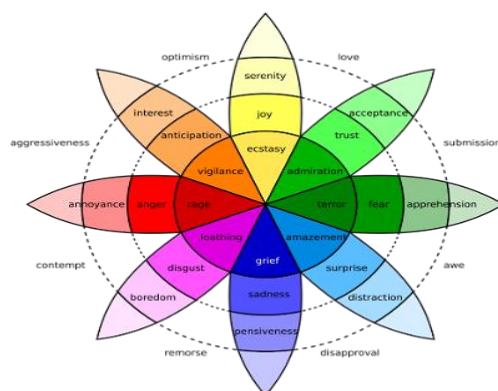
$$N(p) = \frac{S(p)}{\max S(p)} \quad (2)$$

Dengan $N(p)$ merupakan skor emosi hasil normalisasi pada kategori Plutchik p . $S(p)$ merupakan skor emosi hasil agregasi sebelum normalisasi. $\max S(p)$ merupakan nilai terbesar dari seluruh skor emosi Plutchik pada satu hasil inferensi.

Pendekatan ini digunakan untuk memastikan emosi dominan memiliki nilai maksimum sebesar 1 sehingga perbedaan intensitas antar kategori emosi dapat divisualisasikan secara lebih jelas pada Plutchik Emotion Wheel. Selain itu, penelitian ini menerapkan ambang visual sebesar 0,01 untuk menghilangkan nilai emosi dengan intensitas sangat kecil agar visualisasi lebih mudah diinterpretasikan pengguna. Pada tahap visualisasi, skor hasil normalisasi ditransformasikan menggunakan skala akar kuadrat untuk menentukan panjang kelopak emosi, sehingga emosi dengan intensitas rendah tetap dapat diamati tanpa mengganggu keterbacaan emosi dominan.

2.6 Transformasi Emosi Menggunakan Plutchik Emotion Wheel

Hasil inferensi model klasifikasi emosi ditransformasikan ke dalam representasi visual menggunakan konsep Plutchik Emotion Wheel. Model Plutchik dipilih karena menyediakan struktur visual radial yang mampu menggambarkan hubungan kedekatan maupun oposisi antar kategori emosi secara intuitif. Struktur hubungan antar emosi dasar yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Plutchik Emotion Wheel

Gambar 2 memperlihatkan susunan emosi dasar Plutchik dalam bentuk radial. Susunan ini penting karena emosi yang memiliki kedekatan konseptual diletakkan berdekatan, sedangkan emosi yang berlawanan berada pada posisi berseberangan. Oleh karena itu, visualisasi berbasis Roda Emosi Plutchik tidak hanya menunjukkan besar intensitas emosi, tetapi juga membantu pengguna memahami hubungan antar kategori emosi. Delapan emosi dasar Plutchik diposisikan pada struktur radial sehingga keterkaitan konseptual antar emosi dapat diamati melalui representasi visual yang dihasilkan. Nilai probabilitas emosi hasil inferensi digunakan sebagai parameter pembentuk ukuran *petal* pada visualisasi. Semakin tinggi probabilitas suatu kategori emosi, semakin besar ukuran elemen visual yang ditampilkan sehingga intensitas emosi dapat diamati secara lebih jelas.

2.7 Implementasi Visualisasi Interaktif

Visualisasi interaktif dikembangkan menggunakan pustaka D3.js (*Data-Driven Documents*). Pustaka ini dipilih karena memiliki kemampuan dalam memanipulasi elemen visual berbasis data secara dinamis sehingga sesuai untuk membangun visualisasi emosi yang bersifat interaktif dan responsif terhadap perubahan data. Setiap kategori emosi divisualisasikan dalam bentuk elemen radial (*petal visualization*) yang ukurannya menyesuaikan nilai probabilitas hasil inferensi model klasifikasi emosi. Pendekatan tersebut memungkinkan distribusi dan intensitas emosi ditampilkan secara visual serta diperbarui secara dinamis ketika pengguna memasukkan data teks baru. Implementasi visualisasi interaktif juga mendukung eksplorasi informasi emosional secara lebih fleksibel. Pengguna dapat mengamati distribusi emosi dominan, membandingkan intensitas antar kategori emosi, serta memahami hubungan konseptual antar emosi melalui representasi visual yang dihasilkan sistem.

2.8 Evaluasi Sistem

Evaluasi sistem dilakukan untuk menilai konsistensi integrasi model NLP dan visualisasi interaktif dalam menghasilkan representasi emosi yang informatif. Pengujian menggunakan pendekatan *black box testing* pada komponen *preprocessing*, inferensi Transformer, *emotion mapping*, normalisasi, *threshold filtering*, dan visualisasi D3.js. Evaluasi juga memeriksa kesesuaian semantik antara teks uji, emosi dominan yang dihasilkan model, skor hasil pemetaan, dan bentuk visualisasi akhir. Karena penelitian ini tidak melakukan pelatihan ulang model, evaluasi difokuskan pada validasi alur sistem dan interpretabilitas keluaran, bukan pada pengukuran performa klasifikasi berbasis *benchmark dataset*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil implementasi sistem visualisasi emosi interaktif berbasis Transformer-based *Natural Language Processing* dan Plutchik Emotion Wheel. Hasil penelitian mencakup implementasi sistem, proses klasifikasi emosi menggunakan model Transformer, mekanisme *emotion mapping*, visualisasi interaktif yang dihasilkan, serta evaluasi sistem untuk mengukur kemampuan integrasi model NLP dengan representasi visual emosi. Selain itu, pembahasan dilakukan untuk mengidentifikasi kontribusi penelitian terhadap pengembangan analisis emosi berbasis NLP modern dan membandingkan pendekatan yang diusulkan dengan penelitian terdahulu.

3.1 Implementasi Sistem

Sistem dikembangkan menggunakan pendekatan berbasis web dengan mengintegrasikan model klasifikasi emosi berbasis Transformer dan visualisasi data interaktif berbasis D3.js. Arsitektur sistem dirancang agar mampu melakukan analisis emosi secara otomatis mulai dari teks masukan pengguna hingga menghasilkan representasi visual berbasis Plutchik Emotion Wheel.

Tahapan awal dimulai ketika pengguna memasukkan teks melalui antarmuka aplikasi. Teks tersebut selanjutnya diproses menggunakan tahap *preprocessing* yang terdiri atas normalisasi huruf menjadi bentuk *lowercase*, penghapusan



URL, dan pembersihan *whitespace*. Tahapan ini bertujuan menjaga konsistensi representasi teks sebelum dilakukan inferensi menggunakan model NLP.

Data hasil preprocessing kemudian diproses menggunakan model *pretrained* RoBERTa GoEmotions. Model tersebut menghasilkan probabilitas *multi label emotion classification* yang merepresentasikan kemungkinan kemunculan berbagai kategori emosi pada teks masukan. Berbeda dengan pendekatan klasifikasi emosi konvensional yang hanya menghasilkan satu label dominan, model GoEmotions memungkinkan suatu dokumen teks memiliki lebih dari satu kategori emosi secara bersamaan. Karakteristik tersebut penting karena ekspresi emosional manusia umumnya bersifat multidimensional dan sering kali memuat lebih dari satu kondisi emosional secara simultan.

Hasil inferensi model selanjutnya dipetakan menuju delapan kategori emosi dasar Plutchik menggunakan mekanisme *rule based emotion mapping*. Tahap ini bertujuan menyelaraskan keluaran model GoEmotions yang lebih rinci agar kompatibel dengan struktur visual Plutchik Emotion Wheel. Setelah proses pemetaan selesai dilakukan, skor emosi dinormalisasi menggunakan pendekatan *maximum normalization* sehingga emosi dominan memiliki nilai maksimum sebesar 1. Proses normalisasi digunakan untuk menjaga proporsi visualisasi agar perbedaan intensitas emosi dapat diamati secara lebih jelas.

Tahap akhir berupa pembentukan visualisasi radial menggunakan pustaka D3.js. Nilai emosi hasil normalisasi digunakan sebagai parameter ukuran elemen visual (*petal visualization*) sehingga distribusi emosi dapat diamati secara intuitif melalui struktur radial berbasis teori Plutchik.

3.2 Hasil Klasifikasi Emosi dan Emotion Mapping

Pengujian klasifikasi emosi dilakukan menggunakan delapan teks uji terkontrol yang masing-masing merepresentasikan satu kategori emosi dasar Plutchik. Delapan teks tersebut digunakan untuk memeriksa apakah sistem mampu memproses masukan teks, menghasilkan distribusi probabilitas emosi, melakukan *emotion mapping*, dan membentuk visualisasi radial secara konsisten. Dari delapan teks uji tersebut, satu kalimat bernuansa emosi positif digunakan sebagai contoh analisis rinci, yaitu "*I am very happy and excited because our project has finally succeeded*". Kalimat uji menggunakan bahasa Inggris karena model RoBERTa GoEmotions yang digunakan pada penelitian ini dilatih dan dioptimalkan pada data berbahasa Inggris. Penggunaan teks bahasa Inggris bertujuan menjaga kesesuaian antara bahasa masukan dan karakteristik model sehingga hasil inferensi emosi dapat diamati secara lebih stabil. Dengan demikian, pemilihan bahasa pada teks uji tidak dimaksudkan untuk mengevaluasi emosi pada bahasa Indonesia, melainkan untuk memvalidasi alur sistem visualisasi berdasarkan keluaran model yang digunakan. Setelah melalui proses inferensi menggunakan model RoBERTa GoEmotions, sistem menghasilkan probabilitas kategori emosi sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Inferensi Model GoEmotions

Label Emosi	Probabilitas
<i>Excitement</i>	0,714
<i>Joy</i>	0,497
<i>Approval</i>	0,032
<i>Admiration</i>	0,022
<i>Curiosity</i>	0,010
<i>Surprise</i>	0,009
<i>Amusement</i>	0,009
<i>Optimism</i>	0,008
<i>Desire</i>	0,007
<i>Caring</i>	0,007
<i>Nervousness</i>	0,005
<i>Sadness</i>	0,002
<i>Anger</i>	0,002
<i>Disgust</i>	0,001

Berdasarkan Tabel 2, kategori emosi dengan probabilitas terbesar adalah *excitement* sebesar 0,714 dan *joy* sebesar 0,497. Temuan tersebut menunjukkan bahwa model berhasil mengidentifikasi ekspresi emosional dominan berupa kegembiraan dan antusiasme yang terkandung pada kalimat masukan. Selanjutnya dilakukan proses *emotion mapping* menggunakan aturan pemetaan yang telah dirancang pada Bab 2. Kategori emosi granular hasil GoEmotions dipetakan menuju delapan emosi dasar Plutchik. Sebagai contoh, kategori *excitement*, *joy*, dan *amusement* dipetakan menuju kategori *joy*. Nilai skor kategori *joy* dihitung sebagai:

$$S(joy) = P(excitement) + P(joy) + P(amusement) = 0,714 + 0,497 + 0,009 = 1,220$$

Hasil keseluruhan proses *emotion mapping* ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Emotion Mapping* Menuju Plutchik Emotion Wheel

Emosi Plutchik	Skor
<i>Joy</i>	1,220

Emosi Plutchik	Skor
<i>Trust</i>	0,061
<i>Anticipation</i>	0,025
<i>Surprise</i>	0,014
<i>Fear</i>	0,008
<i>Anger</i>	0,006
<i>Sadness</i>	0,005
<i>Disgust</i>	0,001

Berdasarkan Tabel 3, kategori *joy* menjadi emosi dominan dengan skor tertinggi sebesar 1,220. Temuan tersebut konsisten dengan konteks kalimat masukan yang menggambarkan keberhasilan suatu proyek sehingga memunculkan respons emosional berupa kebahagiaan dan antusiasme. Selain itu, keberadaan kategori *trust* dan *anticipation* mengindikasikan bahwa model juga mampu menangkap komponen emosional sekunder yang berkaitan dengan optimisme dan keyakinan terhadap hasil yang dicapai. Temuan tersebut menunjukkan bahwa pendekatan *multi label emotion classification* memberikan kemampuan representasi emosi yang lebih baik dibanding pendekatan klasifikasi emosi tunggal. Pada ekspresi emosional manusia, suatu pernyataan sering kali tidak hanya mengandung satu emosi dominan, tetapi juga kombinasi beberapa kondisi emosional yang muncul secara bersamaan. Kalimat pengujian yang digunakan pada penelitian ini menggambarkan rasa keberhasilan terhadap penyelesaian proyek, sehingga secara alami memunculkan emosi utama berupa *joy* dan *excitement*. Namun demikian, model juga mengidentifikasi komponen emosional lain seperti *trust*, *anticipation*, dan *surprise* dengan intensitas yang lebih rendah.

Keberadaan kategori *trust* dapat dijelaskan melalui frasa *our project has finally succeeded* yang merepresentasikan keyakinan, apresiasi, dan pengakuan terhadap hasil yang telah dicapai. Sementara itu, kategori *anticipation* muncul karena keberhasilan suatu pekerjaan umumnya berkaitan dengan harapan dan ekspektasi yang sebelumnya dimiliki pengguna. Model Transformer mampu menangkap pola hubungan semantik tersebut melalui mekanisme *self-attention* yang mempelajari keterkaitan antar token secara kontekstual. Hasil inferensi juga memperlihatkan munculnya kategori emosi dengan probabilitas sangat kecil seperti *fear*, *sadness*, *anger*, dan *disgust*. Kemunculan probabilitas kecil tersebut merupakan karakteristik umum model klasifikasi probabilistik berbasis Transformer. Model tidak hanya menghasilkan satu keputusan klasifikasi mutlak, tetapi menghasilkan distribusi keyakinan (*confidence distribution*) terhadap seluruh kategori emosi yang dipelajari selama proses pelatihan. Oleh karena itu, keberadaan probabilitas rendah tidak selalu menunjukkan kesalahan klasifikasi, melainkan bentuk ketidakpastian model terhadap kemungkinan kemunculan emosi lain pada konteks kalimat.

3.3 Hasil Visualisasi dan Antarmuka Sistem

Setelah proses *emotion mapping*, sistem melakukan normalisasi skor menggunakan metode *maximum normalization*. Tahap ini bertujuan menjaga proporsi visualisasi sehingga kategori emosi dominan dapat ditampilkan secara lebih jelas. Nilai normalisasi dihitung menggunakan emosi dengan skor tertinggi sebagai pembagi. Pada pengujian ini, kategori *joy* memiliki skor maksimum sebesar 1,220 sehingga digunakan sebagai acuan perbandingan seluruh kategori emosi lain.

$$N(joy) = S(joy) / \text{nilai maksimum } S(p) = 1,220 / 1,220 = 1,000$$

Nilai normalisasi setiap kategori emosi ditunjukkan pada Tabel 4.

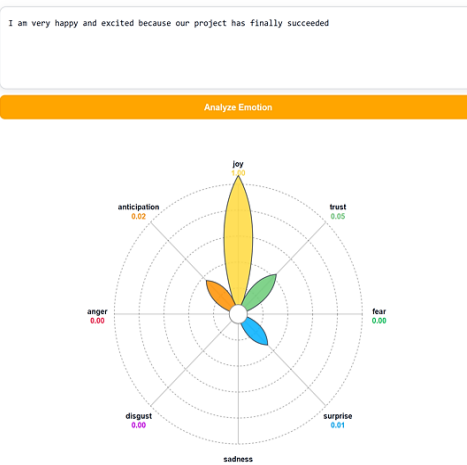
Tabel 4. Hasil Normalisasi Emosi

Emosi Plutchik	Nilai Normalisasi
<i>Joy</i>	1,000
<i>Trust</i>	0,050
<i>Anticipation</i>	0,020
<i>Surprise</i>	0,011
<i>Fear</i>	0
<i>Anger</i>	0
<i>Sadness</i>	0
<i>Disgust</i>	0

Berdasarkan Tabel 4, kategori *joy* memiliki nilai normalisasi 1,000 sehingga menjadi acuan utama dalam pembentukan ukuran *petal* pada visualisasi. Kategori *trust*, *anticipation*, dan *surprise* tetap muncul dengan nilai lebih rendah, sedangkan kategori lain berada di bawah ambang visual sehingga tidak ditampilkan secara dominan. Nilai emosi yang berada di bawah batas *visual threshold* sebesar 0,01 dihilangkan dari visualisasi agar representasi visual lebih mudah dipahami pengguna. Langkah ini diterapkan untuk mencegah elemen visual berukuran sangat kecil mengganggu fokus pembacaan. Dengan demikian, pengguna dapat langsung melihat emosi dominan dan emosi pendukung yang masih memiliki kontribusi bermakna. Visualisasi akhir dibangun menggunakan pustaka D3.js dengan pendekatan radial *petal visualization* seperti Gambar 3.

Interactive Plutchik Emotion Wheel Visualization

Transformer-Based NLP emotional analysis with dynamic Plutchik wheel interaction



Gambar 3. Hasil Visualisasi Emosi Menggunakan Plutchik Emotion Wheel

Setiap kategori emosi direpresentasikan sebagai elemen radial yang ukurannya menyesuaikan intensitas emosi hasil normalisasi. Semakin besar nilai normalisasi suatu emosi, semakin besar pula ukuran *petal* yang ditampilkan. Pola ini membuat hubungan antara skor emosi dan bentuk visual dapat dibaca secara langsung. Gambar 3 memperlihatkan hasil visualisasi emosi berdasarkan skor normalisasi pada Tabel 4. Pada visualisasi tersebut, kategori *joy* tampil sebagai *petal* terbesar karena memiliki nilai normalisasi paling tinggi. Kategori *trust*, *anticipation*, dan *surprise* muncul sebagai petal pendukung dengan ukuran lebih kecil. Pola ini menunjukkan bahwa sistem mampu mengubah distribusi probabilitas emosi menjadi representasi visual yang lebih mudah dibaca dibandingkan penyajian angka saja. Pendekatan visual berbasis radial memberikan keuntungan tambahan dibanding penyajian data numerik konvensional. Pada pendekatan berbasis tabel, pengguna harus melakukan proses interpretasi manual untuk menentukan kategori emosi dominan. Sebaliknya, representasi visual radial memungkinkan pola emosional diamati secara langsung melalui ukuran elemen visual yang terbentuk.

Pada hasil pengujian penelitian ini, kategori *joy* menghasilkan petal dengan ukuran paling besar sehingga perhatian pengguna secara alami diarahkan menuju emosi dominan. Sementara itu, kategori *trust* dan *anticipation* muncul sebagai elemen visual pendukung yang memperlihatkan keberadaan komponen emosional sekunder. Struktur visual semacam ini membantu pengguna memahami bahwa emosi manusia tidak bersifat biner, melainkan dapat terdiri atas kombinasi beberapa kategori emosi secara simultan. Implementasi visualisasi menggunakan D3.js juga memberikan fleksibilitas dalam pembaruan data secara dinamis. Ketika pengguna memasukkan masukan teks baru, sistem secara otomatis melakukan inferensi ulang dan memperbarui bentuk visualisasi tanpa memerlukan proses pemuatan ulang halaman (*page reload*). Karakteristik tersebut meningkatkan aspek interaktivitas sistem sehingga visualisasi dapat digunakan sebagai media eksplorasi emosi berbasis teks secara real-time.

Selain aspek interaktivitas, penggunaan visualisasi radial berbasis *Plutchik Wheel* juga mendukung pemahaman hubungan konseptual antar emosi. Pada model Plutchik, kategori emosi yang memiliki kedekatan psikologis ditempatkan pada posisi yang berdekatan, sedangkan kategori emosi yang bersifat berlawanan ditempatkan pada posisi yang saling berseberangan. Struktur tersebut memberikan konteks tambahan yang tidak tersedia pada visualisasi berbasis *bar chart* maupun *pie chart*.

3.4 Pengujian Emotion Mapping dan Visualisasi

Pengujian sistem dilakukan menggunakan pendekatan *black box testing* untuk mengevaluasi konsistensi integrasi antara model NLP dan visualisasi interaktif. Pengujian difokuskan pada proses inferensi model Transformer, *emotion mapping*, normalisasi skor emosi, *threshold filtering*, dan pembentukan visualisasi interaktif. Setiap komponen dinilai berdasarkan kecocokan keluaran dengan fungsi yang dirancang, bukan berdasarkan akurasi model pada *benchmark dataset*. Hasil pengujian setiap komponen sistem dirangkum pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian Sistem

Komponen	Indikator uji	Kriteria keberhasilan	Hasil
<i>Preprocessing</i>	<i>Lowercase</i> , URL, <i>whitespace</i>	Teks bersih dan siap ditokenisasi	Sesuai
Inferensi Transformer	RoBERTa GoEmotions	Probabilitas <i>multi-label</i> muncul untuk teks masukan	Sesuai
<i>Emotion Mapping</i>	Agregasi ke delapan emosi Plutchik	Skor <i>joy</i> menjadi dominan pada kalimat uji positif	Sesuai
Normalisasi	<i>Max normalization</i>	Emosi dominan bernilai 1,000	Sesuai
<i>Threshold Filtering</i>	Ambang visual 0,01	Nilai sangat kecil tidak mendominasi visualisasi	Sesuai



Komponen	Indikator uji	Kriteria keberhasilan	Hasil
Visualisasi D3.js	<i>Radial petal visualization</i>	<i>Petal</i> terbesar mengikuti emosi dominan	Sesuai

Berdasarkan Tabel 5, seluruh komponen utama sistem berjalan sesuai dengan fungsi yang dirancang. Proses *preprocessing* menghasilkan teks masukan yang siap diproses oleh model. Inferensi Transformer menghasilkan probabilitas *multi label*. *Emotion mapping* mampu mengonversi label GoEmotions yang lebih rinci menjadi delapan kategori Plutchik. Normalisasi dan *threshold filtering* menghasilkan nilai visual yang lebih proporsional. Visualisasi D3.js berhasil menampilkan emosi dominan dalam bentuk *radial petal*.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa sistem mampu menjaga kesinambungan data dari keluaran model hingga representasi visual. Setiap nilai emosi yang muncul pada tahap inferensi dapat ditelusuri kembali melalui proses pemetaan, normalisasi, dan pembentukan *petal*. Dengan demikian, keluaran yang dihasilkan tidak berhenti pada angka probabilitas, tetapi dikonversi menjadi visualisasi yang lebih mudah dibaca pengguna. Alur ini juga memperlihatkan bahwa fungsi utama sistem berjalan secara konsisten sesuai rancangan.

Pengujian juga dilakukan terhadap mekanisme *visual threshold filtering* yang diterapkan pada tahap normalisasi. Komponen ini dirancang untuk menghilangkan elemen visual dengan kontribusi probabilitas yang sangat kecil sehingga representasi akhir menjadi lebih mudah dipahami pengguna. Berdasarkan hasil pengujian, kategori *anger*, *fear*, *sadness*, dan *disgust* memiliki nilai normalisasi di bawah ambang batas visual sebesar 0,01 sehingga tidak ditampilkan secara dominan pada visualisasi akhir.

Penerapan mekanisme *threshold filtering* terbukti membantu mengurangi *visual noise*. Apabila seluruh kategori emosi tetap divisualisasikan tanpa proses penyaringan, pengguna berpotensi mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi pola emosional utama. Kondisi tersebut dapat terjadi karena terlalu banyak elemen visual dengan ukuran sangat kecil tetap muncul pada layar. Oleh karena itu, ambang visual diperlukan untuk menjaga keterbacaan tampilan akhir.

Selain itu, mekanisme *maximum normalization* yang diterapkan juga berkontribusi dalam menjaga proporsi visualisasi. Proses normalisasi memastikan bahwa perbedaan intensitas antar kategori emosi tetap dapat diamati secara jelas meskipun terdapat perbedaan nilai probabilitas yang cukup besar. Pada hasil pengujian, kategori *joy* memiliki skor agregasi sebesar 1,220 sementara kategori *trust* hanya sebesar 0,061. Tanpa normalisasi, perbedaan skala tersebut dapat menyebabkan elemen visual dengan probabilitas kecil menjadi sulit diamati.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi antara *emotion mapping*, normalisasi skor, dan *threshold filtering* menghasilkan visualisasi yang lebih stabil serta mudah diinterpretasikan. Integrasi ketiga komponen tersebut menjadi bagian penting dalam menjaga kualitas representasi visual yang dihasilkan sistem. Perbandingan karakteristik penyajian *output* numerik dan visualisasi radial ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Perbandingan *Output* Numerik dan Visualisasi Plutchik

Aspek	<i>Output</i> numerik	Visualisasi <i>Plutchik Wheel</i>
Identifikasi emosi dominan	Memerlukan pembacaan nilai terbesar pada tabel	Terlihat langsung melalui ukuran <i>petal</i> terbesar
Relasi antar emosi	Tidak menunjukkan kedekatan atau oposisi emosi	Menampilkan posisi emosi dalam struktur radial
Emosi sekunder	Terlihat sebagai angka kecil yang mudah terabaikan	Tetap terlihat sebagai petal pendukung setelah normalisasi
Keterbacaan pengguna	Lebih sesuai untuk pengguna teknis	Lebih mudah dibaca oleh pengguna nonteknis

Tabel 6 memperlihatkan bahwa kontribusi utama sistem bukan hanya pada proses klasifikasi, tetapi juga pada transformasi *output* model menjadi representasi visual yang lebih komunikatif. Penyajian visual membantu pengguna membaca emosi dominan, emosi sekunder, dan hubungan konseptual antar kategori secara lebih cepat dibandingkan tabel probabilitas.

3.5 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi model Transformer berbasis RoBERTa GoEmotions dengan Plutchik Emotion Wheel mampu menghasilkan sistem visualisasi emosi yang informatif dan interpretatif. Sistem tidak hanya menampilkan kategori emosi dominan, tetapi juga membantu pengguna memahami keberadaan emosi sekunder melalui ukuran elemen visual yang proporsional. Informasi tersebut penting karena ekspresi emosi pada teks sering kali tidak muncul sebagai satu kategori tunggal. Dengan representasi visual radial, pengguna dapat membaca pola emosi utama dan pendukung dalam satu tampilan yang sama.

Berbeda dengan penelitian terdahulu yang berfokus pada peningkatan performa klasifikasi emosi, penelitian ini menambahkan aspek interpretabilitas melalui visualisasi interaktif. Pendekatan tersebut sejalan dengan temuan Plaza-del-Arco et al. (2024) yang menyatakan bahwa interpretabilitas hasil analisis emosi masih menjadi tantangan utama dalam pengembangan NLP modern, serta Gamage et al. (2024) yang menekankan pentingnya kerangka analisis emosi yang adaptif, *robust*, *explainable*, dan mampu membaca emosi pada beberapa tingkat kategori.

Pada contoh uji yang digunakan, model Transformer berhasil mengidentifikasi emosi dominan secara konsisten dengan konteks kalimat. Temuan ini mendukung Creanga & Dinu (2024) yang menunjukkan bahwa *masked language*



models dapat digunakan untuk klasifikasi emosi level kalimat. Min et al. (2024) juga menegaskan bahwa mekanisme *masked learning* dapat memperkuat pemahaman pola emosional yang kompleks. Nfaoui & Elfaik (2024) memperlihatkan bahwa pendekatan LLM dapat digunakan untuk klasifikasi emosi *multi label* pada data teks.

Kontribusi utama penelitian ini terletak pada integrasi tiga komponen utama yaitu klasifikasi emosi berbasis Transformer, *semantic emotion mapping*, dan visualisasi interaktif berbasis D3.js. Integrasi tersebut menghubungkan kemampuan model dalam membaca konteks bahasa dengan struktur teori emosi yang lebih mudah dipahami. Pendekatan ini menghasilkan representasi emosional yang tidak hanya berbentuk probabilitas numerik, tetapi juga dapat diamati secara visual. Dengan demikian, sistem dapat berperan sebagai alat bantu interpretasi, bukan hanya sebagai alat klasifikasi.

Penerapan *maximum normalization* dan *visual threshold filtering* juga memberikan kontribusi tambahan terhadap kualitas representasi visual. Normalisasi memastikan emosi dominan menjadi titik acuan sehingga perbandingan antar kategori dapat terlihat lebih proporsional. Sementara itu, *threshold filtering* membantu mengurangi *visual noise* dengan menyaring nilai emosi yang terlalu kecil. Kombinasi keduanya membuat pengguna lebih mudah mengidentifikasi emosi dominan dan membaca emosi pendukung yang masih relevan.

Dibandingkan visualisasi konvensional seperti *bar chart* atau *pie chart*, pendekatan berbasis Plutchik Emotion Wheel memungkinkan hubungan konseptual antar emosi diamati secara lebih intuitif. Karakteristik tersebut menjadi nilai tambah karena emosi manusia bersifat multidimensional dan tidak selalu dapat direpresentasikan secara *linear*. Pandangan ini selaras dengan Semeraro et al. (2021) yang menjelaskan bahwa visualisasi berbasis Plutchik dapat mempertahankan prinsip kedekatan dan oposisi antar emosi.

Penelitian ini juga menunjukkan bahwa integrasi model Transformer dengan visualisasi interaktif dapat meningkatkan aspek *interpretability* pada sistem analisis emosi berbasis NLP. Sebagian besar penelitian sebelumnya berfokus pada peningkatan akurasi model klasifikasi, sedangkan hasil inferensi umumnya hanya ditampilkan dalam bentuk label kategori maupun distribusi probabilitas numerik. Pendekatan tersebut memang memberikan informasi prediksi emosi, namun belum sepenuhnya membantu pengguna memahami hubungan emosional yang muncul dalam data.

Pendekatan yang dikembangkan pada penelitian ini menawarkan kontribusi tambahan melalui representasi visual berbasis teori Plutchik. Integrasi tersebut memungkinkan pengguna memahami distribusi emosi tidak hanya berdasarkan besar probabilitas, tetapi juga melalui hubungan konseptual antar kategori emosi. Hal ini membuat hasil analisis lebih mudah dikomunikasikan kepada pengguna yang tidak memiliki latar belakang teknis. Dengan cara tersebut, visualisasi tidak hanya berfungsi sebagai hiasan tampilan, tetapi menjadi bagian dari proses interpretasi data.

Temuan penelitian juga memperlihatkan bahwa mekanisme *rule based emotion mapping* mampu menjembatani perbedaan tingkat kerincian kategori antara model GoEmotions dan teori Plutchik. Model GoEmotions menghasilkan kategori emosi yang relatif rinci seperti *excitement*, *approval*, *curiosity*, dan *nervousness*. Di sisi lain, Plutchik menggunakan delapan emosi dasar yang bersifat lebih umum. Strategi agregasi probabilitas memungkinkan kedua pendekatan tersebut diintegrasikan tanpa menghilangkan informasi emosional utama. Temuan ini memperkuat kajian Lim & Cheong (2024) serta Plisiecki & Sobieszek (2024) yang menunjukkan bahwa relasi antar emosi dapat dipahami melalui pemetaan komponen dasar dan kedekatan semantik pada teks. Hasil penelitian ini mendukung kajian Lim & Cheong (2024) yang menunjukkan bahwa teori Plutchik masih relevan untuk meningkatkan kualitas representasi emosi modern. Penelitian ini juga memperkuat pandangan Plaza-del-Arco et al. (2024) mengenai pentingnya pengembangan sistem NLP yang tidak hanya akurat tetapi juga mudah dipahami pengguna.

Dari sisi implementasi praktis, sistem yang dikembangkan memiliki potensi pemanfaatan pada berbagai bidang seperti analisis opini pelanggan, pemantauan pengalaman pengguna, analisis media sosial, layanan pelanggan digital, serta sistem evaluasi pengalaman belajar berbasis teks. Visualisasi emosi yang lebih intuitif memungkinkan pengguna nonteknis memahami hasil analisis tanpa harus memiliki pemahaman mendalam mengenai model NLP. Pada konteks organisasi, tampilan semacam ini dapat membantu proses pemantauan respons pengguna secara lebih cepat. Pada konteks akademik, sistem ini juga dapat digunakan sebagai contoh integrasi antara *data analysis*, NLP, dan *visualization* dalam satu alur kerja.

Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, pendekatan *emotion mapping* masih berbasis aturan sehingga hubungan antar kategori emosi ditentukan secara manual. Kedua, pengujian masih bersifat fungsional dan belum menggunakan *dataset* evaluasi besar untuk mengukur akurasi klasifikasi secara kuantitatif. Ketiga, penelitian belum mengevaluasi pengalaman pengguna secara langsung melalui *usability testing*. Keempat, sistem masih berfokus pada data teks tunggal dan belum mengevaluasi data *multimodal* seperti kombinasi teks, suara, EEG, maupun ekspresi visual. Babaali & Shayaninasab (2024) menunjukkan bahwa penggabungan teks, suara, dan video dapat memperkaya representasi emosi melalui fitur *multimodal*. Dong et al. (2024) menekankan pentingnya *cross modal feedback* dan pengetahuan eksternal dalam analisis emosi *multimodal*. Liu et al. (2024) memperlihatkan bahwa sinyal EEG dapat digunakan untuk pengenalan emosi berbasis fitur spasiotemporal yang lebih interpretatif. Tian et al. (2024) menunjukkan bahwa pengenalan ekspresi wajah membutuhkan fusi banyak fitur visual agar lebih stabil pada kondisi nyata. Zhang et al. (2024) menegaskan bahwa *visual prompting* dapat meningkatkan ketepatan pengenalan emosi karena model memperoleh penanda spasial yang lebih jelas.

Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan mekanisme pemetaan emosi berbasis pembelajaran otomatis atau *learning based emotion mapping* sehingga hubungan antar kategori emosi dapat dipelajari langsung dari data. Selain itu, pengembangan visualisasi interaktif yang mendukung eksplorasi temporal maupun analisis emosi *multimodal* juga



berpotensi meningkatkan kemampuan sistem dalam merepresentasikan dinamika emosi manusia secara lebih komprehensif. Plisiecki & Sobieszek (2024) menunjukkan bahwa *word embeddings* dapat digunakan untuk mengekstraksi komponen dasar emosi dari teks secara *data driven*. Dong et al. (2024) memberi arah bahwa hubungan lintas modal dapat diperkuat melalui mekanisme *feedback* dan integrasi pengetahuan. Zhang et al. (2024) menunjukkan bahwa *visual prompting* dapat membantu model memahami konteks kemunculan emosi melalui penanda visual yang lebih spesifik. Dengan demikian, visualisasi emosi dapat dikembangkan tidak hanya untuk menampilkan intensitas emosi, tetapi juga konteks kemunculan dan keterkaitan antar emosi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem visualisasi emosi interaktif berbasis RoBERTa GoEmotions dan Plutchik Emotion Wheel untuk melakukan analisis emosi pada data teks. Sistem yang dikembangkan mengintegrasikan model klasifikasi emosi berbasis Transformer, *rule based emotion mapping*, *max normalization*, *visual threshold filtering*, serta visualisasi radial menggunakan D3.js. Integrasi tersebut memungkinkan sistem tidak hanya menghasilkan probabilitas emosi dari teks masukan, tetapi juga mengubah hasil inferensi menjadi representasi visual yang lebih mudah dipahami. Hasil pengujian fungsional menunjukkan bahwa sistem mampu menjalankan seluruh alur secara konsisten, mulai dari pemrosesan teks masukan, inferensi model, pemetaan label GoEmotions yang lebih rinci ke delapan emosi dasar Plutchik, normalisasi skor, penyaringan nilai kecil, hingga pembentukan visualisasi interaktif. Pada contoh uji yang digunakan, kategori *joy* menjadi emosi dominan dengan skor agregasi 1,220 dan nilai normalisasi 1,000 sehingga tampil sebagai elemen visual paling kuat. Hasil tersebut sesuai dengan konteks kalimat yang memuat ekspresi kebahagiaan, kepuasan, dan antusiasme terhadap keberhasilan proyek. Temuan ini menunjukkan bahwa visualisasi berbasis Plutchik Emotion Wheel dapat meningkatkan interpretabilitas hasil analisis emosi dibandingkan penyajian berbasis tabel atau angka probabilitas saja. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan. Mekanisme pemetaan emosi masih menggunakan pendekatan berbasis aturan, evaluasi masih bersifat fungsional, pengalaman pengguna belum diuji melalui *usability testing*, dan sistem belum mendukung analisis emosi *multimodal*. Penelitian selanjutnya dapat diarahkan pada pengembangan *emotion mapping* berbasis pembelajaran otomatis, pengujian menggunakan *dataset* yang lebih besar, evaluasi pengalaman pengguna, serta integrasi data *multimodal* agar visualisasi emosi yang dihasilkan menjadi lebih adaptif, akurat, dan komprehensif.

REFERENCES

- Babaali, B., & Shayaninasab, M. (2024). Multi-Modal Emotion Recognition by Text, Speech and Video Using Pretrained Transformers. *ArXiv*.
- Creanga, C., & Dinu, L. P. (2024). ISDS-NLP at SemEval-2024 Task 10: Transformer based neural networks for emotion recognition in conversations. *Proceedings of the 18th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2024)*, 3, 649–654.
- Dong, S., Fan, X., & Ma, X. (2024). Multichannel Multimodal Emotion Analysis of Cross-Modal Feedback Interactions Based on Knowledge Graph. *Neural Processing Letters*, 56(3), 1–17. <https://doi.org/10.1007/s11063-024-11641-w>
- Feng, Y., & Wei, R. (2024). Method of Multi-Label Visual Emotion Recognition Fusing Fore-Background Features. *Applied Sciences*, 14(8564). <https://doi.org/10.3390/app14188564>
- Gamage, G., Silva, D. De, Mills, N., Alahakoon, D., & Manic, M. (2024). Emotion AWARE: an artificial intelligence framework for adaptable, robust, explainable, and multi-granular emotion analysis. *Journal of Big Data*. <https://doi.org/10.1186/s40537-024-00953-2>
- Kastrati, M., Kastrati, Z., Imran, A. S., & Marenglen, B. (2024). Leveraging distant supervision and deep learning for twitter sentiment and emotion classification. *Journal of Intelligent Information Systems*, 62, 1045–1070. <https://doi.org/10.1007/s10844-024-00845-0>
- Lim, D., & Cheong, Y.-G. (2024). Integrating Plutchik ' s Theory with Mixture of Experts for Enhancing Emotion Classification. *Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 857–867.
- Liu, R., Chao, Y., Ma, X., Sha, X., Sun, L., Li, S., & Chang, S. (2024). ERTNet: an interpretable transformer-based framework for EEG emotion recognition. *Frontiers in Neuroscience*, 18(1320645), 1–11. <https://doi.org/10.3389/fnins.2024.1320645>
- Maruf, A. Al, Khanam, F., Haque, M., Jiyad, Z. M., Mridha, M. F., & Aung, Z. (2024). Challenges and Opportunities of Text-Based Emotion Detection: A Survey. *IEEE Access*, 12(January), 18416–18450. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3356357>
- Min, S., Yang, J., Lim, S., Lee, J., Lee, S., & Lim, S. (2024). Emotion Recognition Using Transformers with Masked Learning. *ArXiv*.
- Nfaoui, E. H., & Elfaiik, H. (2024). Evaluating Arabic Emotion Recognition Task Using ChatGPT Models: A Comparative Analysis between Emotional Stimuli Prompt, Fine-Tuning, and In-Context Learning. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 19, 1118–1141. <https://doi.org/10.3390/jtaer19020058>
- Olusegun, R., Oladunni, T., Audu, H., Houkpati, Y. A. O., & Bengesi, S. (2023). Text Mining and Emotion Classification on Monkeypox Twitter Dataset: A Deep Learning-Natural Language Processing (NLP) Approach.



- IEEE Access*, 11(May), 49882–49894. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3277868>
- Plaza-del-Arco, F. M., Curry, A., Curry, A. C., & Hovy, D. (2024). Emotion Analysis in NLP: Trends, Gaps and Roadmap for Future Directions. *LREC-COLING 2024*, 5696–5710.
- Plisiecki, H., & Sobieszek, A. (2024). Emotion topology: extracting fundamental components of emotions from text using word embeddings. *Frontiers in Psychology*, 15(1401084). <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1401084>
- Semeraro, A., Vilella, S., & Ruffo, G. (2021). PyPlutchik: Visualising and comparing emotion-annotated corpora. *PLOS ONE*, 16(9), 1–24. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0256503>
- Sitoula, R. S., Pramanik, M., & Panigrahi, R. (2024). JSCDM Fine-Grained Classification for Emotion Detection Using Advanced Neural Models and GoEmotions Dataset. *Journal of Soft Computing and Data Mining*, 5(2), 62–71. <https://doi.org/10.30880/jsdm.2024.05.02.005>
- Tian, Y., Wang, Z., Chen, D., & Yao, H. (2024). TriCAFFNet: A Tri-Cross-Attention Transformer with a Multi-Feature Fusion Network for Facial Expression Recognition. *Sensors*, 24(5391). <https://doi.org/10.3390/s24165391>
- Younis, E. M. G., Mohsen, S., Houssein, E. H., & Ibrahim, O. A. S. (2024). Machine learning for human emotion recognition: a comprehensive review. In *Neural Computing and Applications* (Vol. 36, Issue 16). Springer London. <https://doi.org/10.1007/s00521-024-09426-2>
- Zhang, Q., Wang, Z., Zhang, D., Niu, W., Caldwell, S., Gedeon, T., Liu, Y., & Qin, Z. (2024). Visual Prompting in LLMs for Enhancing Emotion Recognition. *Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 4484–4499.