

RULE-BASED MOOD CLASSIFICATION PADA CHATBOT PENDAMPING EMOSIONAL: EVALUASI, AKURASI, LATENSI, DAN BIAS KLASIFIKASI NETRAL

Galuh Kurnia Pratama*¹

¹Program Studi Fisika, Universitas Negeri Surabaya, Indonesia

*e-mail: galuh.23105@mhs.unesa.ac.id

Abstrak

Chatbot *rule-based* konvensional masih memiliki kemampuan terbatas dalam menangkap konteks emosional pengguna, khususnya pada bahasa informal dan ekspresi implisit. Penelitian ini bertujuan merancang kerangka *rule-based mood logic* pada chatbot GALHBOT yang mampu mendeteksi Sembilan kategori mood, menghitung intensitas ekspresi, serta menghasilkan respons berdasarkan aturan linguistik adaptif, tanpa bergantung pada model *machine learning*. Metode penelitian meliputi analisis kebutuhan system, perancangan logika berbasis aturan, implementasi menggunakan bahasa JavaScript berbasis lingkungan *runtime* Node.js, serta pengujian menggunakan dataset terkontrol yang terdiri dari 1.000 sampel dengan sembilan kategori emosi dan satu kategori netral. Hasil pengujian menunjukkan bahwa chatbot GALHBOT memiliki waktu respons rata-rata 29 ms sehingga mampu mendukung interaksi secara *real-time*, dengan tingkat akurasi emosi sebesar 41,0%. Analisis *confusion matrix* menunjukkan bahwa sistem cenderung mengklasifikasikan ekspresi yang tidak dikenali ke dalam kategori netral, terutama pada emosi dengan variasi linguistik yang tinggi. Penelitian ini menyimpulkan bahwa pendekatan *rule-based* dengan logika linguistik masih memiliki potensi sebagai dasar pengembangan chatbot pendamping emosional yang efisien, transparan, dan mudah diinterpretasikan, dengan peluang peningkatan melalui perluasan *lexicon*, penyempurnaan *scoring*, dan pengelolaan konteks percakapan.

Kata kunci: chatbot, deteksi emosi, *Natural Language Processing*, *rule-based*, *mood detection*.

Abstract

Conventional rule-based chatbots still possess limited capabilities in capturing a user's emotional context, particularly regarding informal language and implicit expressions. This study aims to design a rule-based "mood logic" framework for the GALHBOT chatbot capable of detecting nine mood categories, calculating expression intensity, and generating responses based on adaptive linguistic rules, all without relying on machine learning models. The research methodology encompasses system requirements analysis, rule-based logic design, implementation using JavaScript within a Node.js runtime environment, and testing using a controlled dataset of 1,000 samples covering nine emotional categories and one neutral category. Test results indicate that GALHBOT achieves an average response time of 29 ms, enabling real-time interaction and an emotion detection accuracy rate of 41.0%. Confusion matrix analysis reveals a tendency for the system to classify unrecognized expressions as neutral, especially for emotions characterized by high linguistic variation. The study concludes that a rule-based approach utilizing linguistic logic remains a viable foundation for developing efficient, transparent, and interpretable emotional companion chatbots, with opportunities for improvement through lexicon expansion, scoring refinement, and enhanced conversation context management.

Keywords: chatbot, emotion detection, *Natural Language Processing*, *rule-based*, *mood detection*.

1. PENDAHULUAN

Teknologi *Artificial Intelligence* (AI) dalam beberapa tahun terakhir telah mengubah cara manusia berinteraksi dengan teknologi. Sebelumnya AI banyak dimanfaatkan untuk otomatisasi pekerjaan dan pengolahan data, saat ini AI berkembang menjadi sistem interaktif yang mampu membangun komunikasi secara lebih alami dengan pengguna. Salah satu penerapan yang berkembang pesat adalah chatbot, yaitu sistem percakapan yang memungkinkan manusia memperoleh informasi, bantuan, maupun layanan secara otomatis melalui bahasa alami [1]. Seiring meningkatnya kemampuan teknologi percakapan, fungsi chatbot tidak terbatas sebagai penyedia informasi atau layanan, namun berkembang sebagai *social chatbot* yang mampu mendukung komunikasi interpersonal dan memenuhi emosional pengguna [2]. Penelitian Brandtzaeg dkk. [3] menunjukkan bahwa pengguna mulai melihat chatbot sebagai teman digital yang mampu memberikan interaksi yang bersifat personal, mendukung dan sesuai dengan kebutuhan individual.

Perubahan fungsi chatbot tersebut didorong oleh meningkatnya kebutuhan masyarakat terhadap media komunikasi yang mudah diakses dan mampu memberikan dukungan emosional. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa chatbot dapat menyediakan ruang yang aman bagi pengguna untuk mengekspresikan pikiran dan perasaan tanpa khawatir memperoleh penilaian negatif dari orang lain [4]. Chatbot juga

dimanfaatkan sebagai teman virtual yang membantu mengurangi kesepian, terutama pada Generasi Z yang terbiasa dengan era digital [5][6]. Hubungan antara manusia dan chatbot tetap memiliki batasan karena kemampuan chatbot dalam memahami pengalaman manusia masih bergantung pada kemampuan sistem yang dibangun [2][7]. Penggunaan chatbot juga menimbulkan perhatian pada aspek etika, privasi data, serta potensi ketergantungan apabila digunakan sebagai pengganti interaksi sosial secara nyata [8].

Meskipun perkembangan chatbot terus mengalami kemajuan, sebagian besar chatbot konvensional masih dibangun menggunakan pendekatan *rule-based* melalui mekanisme *pattern matching* atau pencocokan kata kunci. Pendekatan tersebut memiliki keunggulan berupa proses komputasi yang ringan, transparansi logika pengambilan keputusan, serta kemudahan implementasi pada domain yang terstruktur [9]. Pendekatan ini memiliki keterbatasan ketika menghadapi variasi bahasa alami, penggunaan sinonim, perubahan struktur kalimat, ataupun konteks percakapan yang kompleks. Akibatnya, respons yang dihasilkan sering kali kurang adaptif terhadap kondisi pengguna. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, berbagai penelitian mulai mengembangkan chatbot berbasis *Natural Language Processing* (NLP), *Named Entity Recognition* (NER), ataupun pendekatan *hybrid* yang menggabungkan *keyword matching* dengan pemahaman bahasa alami agar mampu meningkatkan fleksibilitas sistem dalam mengenali konteks pengguna [10][11].

Di sisi lain, pendekatan berbasis *machine learning* maupun *Large Language Model* (LLM) menawarkan kemampuan lebih baik dalam memahami konteks percakapan serta menghasilkan respons yang lebih natural. Implementasi metode tersebut memerlukan data pelatihan dalam jumlah besar, kebutuhan komputasi yang tinggi, dan tantangan terkait transparansi proses pengambilan keputusan dan pengelolaan privasi data pengguna [11]. Kondisi tertentu masih diperlukan pendekatan yang lebih ringan, mudah dikendalikan, dan memiliki logika yang dapat ditelusuri jelas [9]. Pendekatan *rule-based* tetap memiliki relevansi, terutama apabila dikembangkan dengan menggunakan aturan linguistik yang lebih adaptif sehingga dapat mempertahankan efisiensi tanpa kehilangan konsistensi proses klasifikasi maupun dalam memberikan respons.

Berdasarkan literatur terhadap penelitian-penelitian sebelumnya, sebagian besar penelitian chatbot masih berfokus pada penyediaan layanan informasi, pelayanan publik, pariwisata ataupun komunikasi berbasis domain tertentu [12][13]. Penelitian mengenai chatbot *rule-based* umumnya diarahkan pada peningkatan sistem, integrasi NLP, atau pengembangan arsitektur *hybrid*. Penelitian yang secara khusus mengevaluasi akurasi deteksi suasana emosional (*mood detection*), stabilitas logika berbasis aturan, serta kinerja klasifikasi emosi pada chatbot *rule-based* masih terbatas. Kondisi tersebut menunjukkan adanya peluang penelitian untuk mengembangkan chatbot yang mampu mempertahankan *rule-based*, namun memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali kondisi emosional pengguna melalui pengelolaan aturan linguistik yang sistematis.

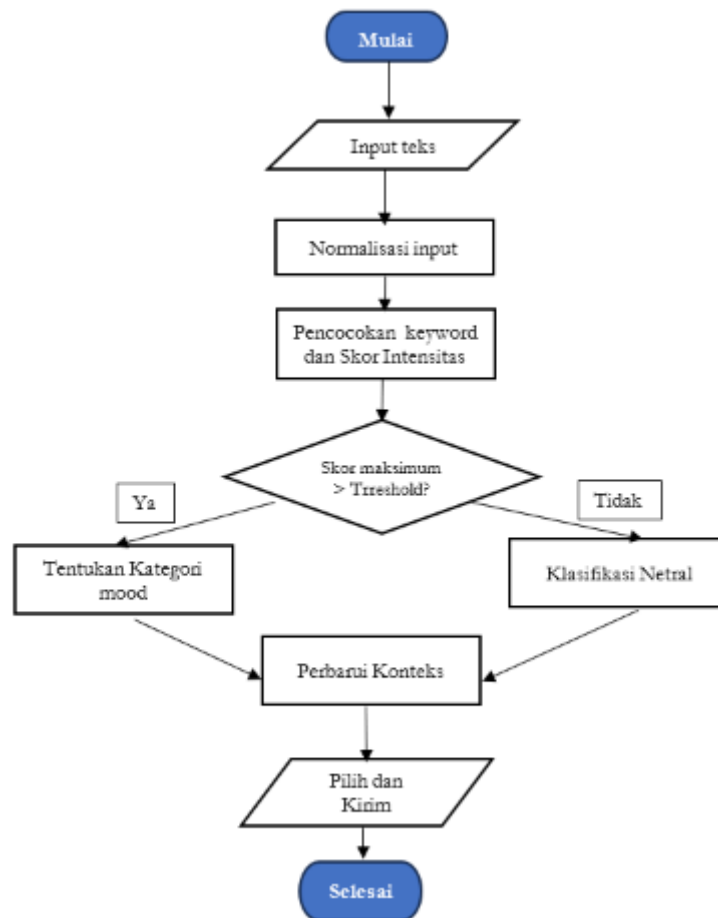
Berdasarkan kebutuhan tersebut, penelitian ini mengembangkan chatbot bernama GALHBOT, yaitu sebuah chatbot berbasis *rule-based mood logic* yang dirancang untuk mendeteksi suasana emosional pengguna melalui analisis kata kunci, normalisasi teks, pembobotan intensitas emosi, serta pemilihan respons yang sesuai dengan konteks percakapan. Sistem ini menggabungkan prinsip *Natural Language Processing* (NLP) sederhana dengan logika linguistik adaptif sehingga mampu menghasilkan mekanisme deteksi emosi yang transparan tanpa bergantung pada model pembelajaran mesin. Pendekatan tersebut setiap keputusan klasifikasi dapat ditelusuri berdasarkan aturan yang digunakan sehingga memudahkan proses evaluasi maupun pengembangan sistem.

Melalui penelitian ini, dilakukan analisis terhadap struktur logika chatbot GALHBOT, pengujian akurasi deteksi mood menggunakan dataset yang terkontrol, serta evaluasi *usability*. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan chatbot empatik berbasis aturan yang transparan, stabil dan relevan secara emosional, serta memperluas kajian interaksi manusia dengan komputer pada sistem kecerdasan buatan. Penelitian ini juga berpotensi membuka peluang penerapan chatbot empatik pada berbagai layanan, seperti pendampingan psikologis atau sistem bantuan emosional berbasis teknologi.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan desain eksperimental dengan pengujian terkontrol (*controlled testing*) untuk mengevaluasi performa sistem chatbot GALHBOT tanpa melibatkan pengguna akhir secara langsung, karena fokus evaluasi diarahkan pada karakterisasi performa teknis sistem, yaitu akurasi klasifikasi, latensi respons, dan pola kesalahan. Tahapan penelitian mencakup analisis kebutuhan sistem, perancangan logika

rule-based dan dataset, implementasi sistem, pengujian teknis, serta evaluasi dan validasi hasil, sebagaimana ditunjukkan pada diagram alur Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alur proses deteksi mood dan pemilihan respons pada sistem chatbot

Perancangan logika *rule-based* dilakukan melalui *conditional mapping* kosakata emosi ke dalam sembilan kategori mood, yaitu **bahagia, sedih, marah, bingung, antusias, takut, terkejut, bosan, dan netral**, dengan mempertimbangkan tingkat intensitas ekspresi, modifier (seperti "sangat", "banget", "lumayan"), dan negasi (seperti "tidak", "nggak"). Skor intensitas kategori mood dihitung oleh *IntensityCalculator.js* mengikuti persamaan (1), dan kategori dominan ditentukan oleh *MoodAnalyzer.js* mengikuti persamaan (2).

$$S_c = \sum_{i=1}^n (w_i + m_i + n_i) \quad (1)$$

dengan S_c adalah skor total kategori mood c , w_i adalah bobot dasar kata kunci yang cocok pada kategori c , m_i adalah faktor penali modifier intensitas, dan n_i adalah faktor negasi.

$$Mood = \begin{cases} \arg \max(S_c), & \text{jika } \max(S_c) > \tau \\ \text{Netral}, & \text{jika } \max(S_c) < \tau \end{cases} \quad (2)$$

Akurasi klasifikasi sistem dihitung dengan membandingkan hasil prediksi otomatis terhadap label manual pada setiap sampel uji, mengikuti persamaan (3), dengan n adalah jumlah prediksi benar dan N adalah jumlah total sampel uji.

$$Accuracy = \frac{N_{correct}}{N} \times 100\% \quad (3)$$

Dataset pengujian disusun sebanyak 1.000 sampel teks yang terbagi ke dalam sembilan kategori mood dan satu kategori umum, dengan setiap 100 sampel per kategori dibagi merata ke dalam lima tipe pengujian: emosi eksplisit, emosi implisit/tersirat, emosi kontekstual/situasional, emosi campuran, dan stress test (*slang, typo, multi-turn*, kalimat panjang, *noise*). Pengujian teknis mencakup unit test (mengukur ketepatan fungsi *MoodAnalyzer.js*, *IntensityCalculator.js*, *ContextManager.js*, dan *ResponseEngine.js* terhadap label manual) dan *integration test* (menilai stabilitas dan konsistensi sistem melalui *endpoint chat.js* pada skenario percakapan multi-turn, termasuk mean response time dan persentil ke-95). Evaluasi akhir mencakup akurasi per kategori,

analisis pola kesalahan melalui *confusion matrix*, serta stabilitas waktu respons untuk menilai kelayakan penggunaan real-time.

3. HASIL PENELITIAN

3.1 Implementasi Sistem Chatbot

Chatbot GALHBOT merupakan sebuah chatbot berbasis *rule-based emotion detection* yang dirancang untuk mengidentifikasi emosi pengguna berdasarkan teks yang di input. Sistem ini memanfaatkan pendekatan berbasis aturan (*pattern matching*), *keyword dictionary*, dan analisis *syntax* untuk menentukan kategori emosi, yang terdiri dari 9 mood seperti bahagia, sedih, marah, bingung, bosan, takut, terkejut, antusias serta netral. Tujuan utamanya adalah untuk menghasilkan chatbot yang mampu merespons pengguna secara adaptif berdasarkan kondisi emosional mereka, sehingga pengalaman interaksi dapat menjadi natural, empatik dan kontekstual. Berdasarkan hasil klasifikasi tersebut, sistem menghasilkan respons yang sesuai dengan kondisi emosional pengguna sehingga interaksi dapat lebih adaptif.



Gambar 2. Tampilan antarmuka Chatbot GALHBOT

3.2 Hasil Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan menggunakan data uji terkontrol yang terdiri dari sembilan kategori emosi salah satunya kategori umum yang tidak menunjukkan ekspresi emosi tertentu. Setiap kategori diuji menggunakan lima skenario, yaitu *Explicit Emotion*, *Implicit Emotion*, *Contextual Situational Emotion*, *Mixed Emotion*, dan *Stress Test* yang meliputi penggunaan *slang*, kesalahan penulisan (*typo*), percakapan *multi-turn*, kalimat panjang, serta *noise*. Pembagian dataset yang seimbang bertujuan untuk menghasilkan evaluasi performa sistem yang representatif pada berbagai bentuk percakapan.

```

Command Prompt
=====
RESEARCH INSIGHTS - GALHBOT SYSTEM EVALUATION
=====
Overall Emotion Detection Accuracy: 41.0%
Best Detected Emotions: netral (70.5%), bingung (52.3%), terkejut (46.4%)
Needs Improvement: antusias (16.4%), marah (21.6%), bahagia (33.6%)
Error Analysis: 598 errors (59.0% error rate)
Most Common Confusions:
  marah -> netral: 72 cases
  antusias -> netral: 57 cases
  sedih -> netral: 43 cases
Performance Metrics:
  Average Response Time: 28ms
  Response Time Consistency: Variable
  Performance Rating: Excellent

RESEARCH IMPLICATIONS:
  * Fundamental improvements required in emotion classification
  * Consider revisiting training data and model architecture

Generating Research Visualizations...
Successful tests for analysis: 1000
Data after mood filtering: 1000 rows (from 1000)
Research Accuracy Analysis Completed - Overall Accuracy: 41.0%
Successful tests for analysis: 1000
Data after mood filtering: 1000 rows (from 1000)

Error Analysis Summary:
Total Errors: 598/1000 (59.0%)
Top Error Patterns:
  marah -> netral: 72 cases
  antusias -> netral: 57 cases
  sedih -> netral: 43 cases
Successful tests for analysis: 1000
Data after mood filtering: 1000 rows (from 1000)

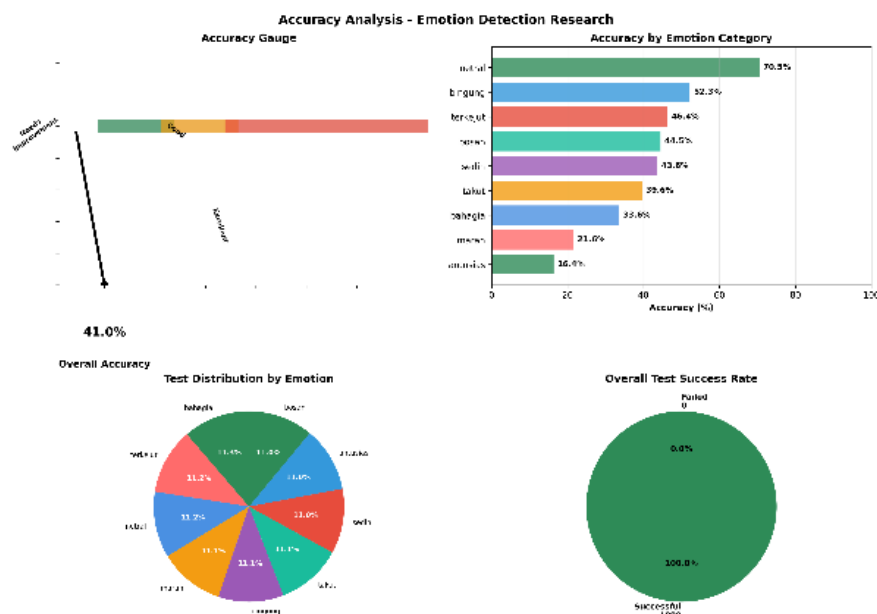
Performance Analysis Summary:
Average Response Time: 28ms
Response Time STD: 16ms
95th Percentile: 50ms
Performance Rating: Excellent
=====

```

Gambar 3. Uji terkontrol sistem

3.3 Hasil Akurasi Deteksi Emoji

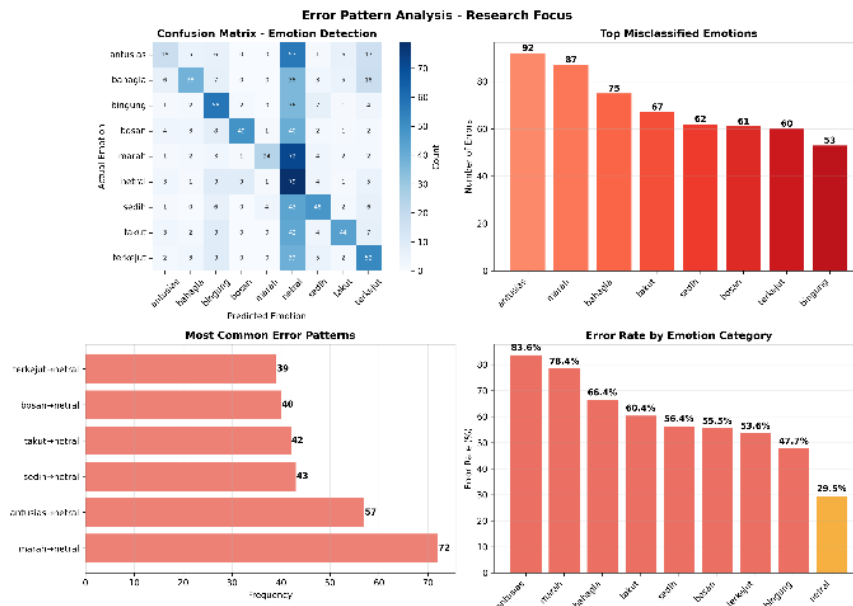
Pengujian menunjukkan bahwa chatbot GALHBOT memperoleh akurasi keseluruhan sebesar 41,0% terhadap data uji 1.000 dataset. Nilai akurasi tertinggi diperoleh pada kategori netral (70,5%), diikuti kategori bingung (52,3%), sedangkan kategori antusias (16,4%) dan marah (21,6%) menunjukkan akurasi terendah. Distribusi akurasi setiap kategori ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Analisis akurasi prediksi mood sistem

3.2 Hasil Analisis Kesalahan Klasifikasi

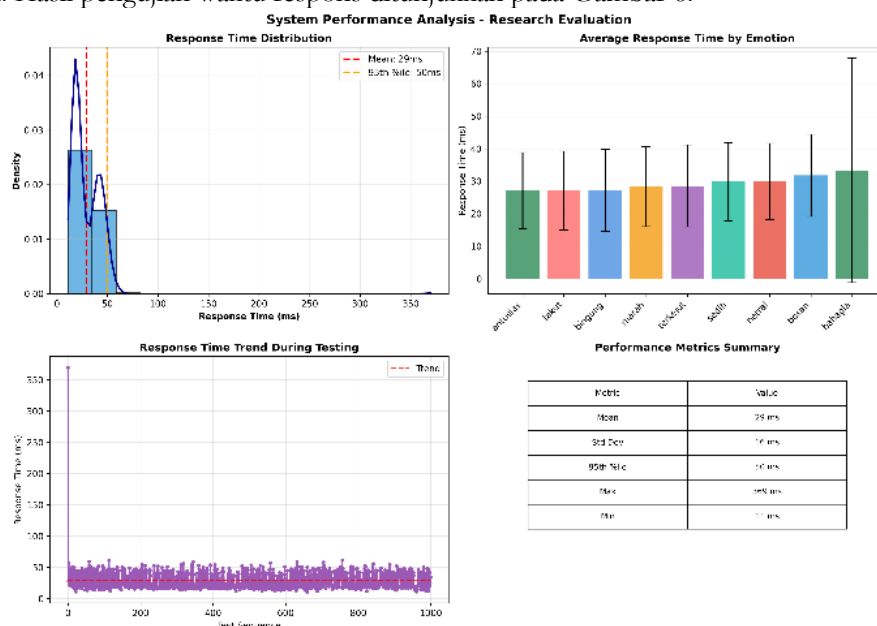
Analisis menggunakan *confusion matrix* memperlihatkan adanya kesalahan klasifikasi pada beberapa kategori emosi. Sebagian besar kesalahan terjadi ketika emosi berintensitas tinggi diprediksi sebagai kategori netral. Contohnya, kategori marah terklasifikasi sebagai netral sebanyak 72 kasus, kategori antusias sebanyak 57 kasus, dan kategori sedih sebanyak 43 kasus. Selain *confusion matrix*, pola kesalahan juga divisualisasikan menggunakan grafik distribusi kesalahan untuk setiap kategori emosi sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Analisis pola kesalahan

3.2 Hasil Pengujian Waktu Respons

Pengujian waktu respons menunjukkan bahwa sistem memiliki performa yang stabil selama proses klasifikasi. Mayoritas waktu respons berada pada rentang 20 – 40 ms dengan rata-rata 29 ms, sedangkan nilai persentil ke-95 berada pada 50 ms. Seluruh kategori emosi memperlihatkan waktu respons yang relatif seragam sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan secara konsisten tanpa perbedaan waktu yang signifikan antar kategori. Hasil pengujian waktu respons ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Hasil pengujian waktu respons sistem

4. DISKUSI

Hasil pengujian menunjukkan bahwa pendekatan *rule-based emotion detection* yang diterapkan pada chatbot GALHBOT mampu menjalankan proses klasifikasi emosi secara konsisten dengan waktu respons yang cepat. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis aturan masih memiliki keunggulan dalam efisiensi komputasi karena tidak memerlukan proses inferensi model pembelajaran mesin yang kompleks. Rata-rata waktu respons sebesar 29 ms mengindikasikan bahwa sistem telah memenuhi kebutuhan aplikasi percakapan *real-time*, sehingga pengguna dapat memperoleh respons tanpa jeda yang dapat mengganggu pengalaman interaksi. Hal ini merupakan karakteristik pendekatan *rule-based*, di mana keputusan dihasilkan melalui

pencocokan aturan yang telah didefinisikan sebelumnya sehingga tidak memerlukan proses pelatihan model ataupun intervensi berbasis parameter dalam jumlah besar. Karakteristik tersebut menjadikan pendekatan *rule-based* sesuai diterapkan pada sistem yang membutuhkan respons cepat, transparansi logika, serta kebutuhan sumber daya komputasi yang rendah.

Temuan tersebut sejalan dengan penelitian Khumairoh dkk. [11] yang mengembangkan chatbot *hybrid* berbasis *Dialogflow* dan *Keyword Matching*. Penelitian tersebut menjelaskan bahwa mekanisme *keyword matching* mampu menghasilkan proses pencarian jawaban yang cepat pada domain yang terstruktur, sedangkan NLP digunakan untuk meningkatkan fleksibilitas ketika menghadapi variasi bahasa pengguna. Integrasi kedua pendekatan tersebut menghasilkan peningkatan efisiensi layanan dibandingkan chatbot *rule-based* konvensional. Temuan tersebut juga menunjukkan bahwa keunggulan utama pendekatan aturan tetap terletak pada efisiensi proses pencarian informasi, sedangkan fleksibilitas percakapan masih memerlukan mekanisme tambahan untuk memahami konteks percakapan. Pengujian menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi chatbot GALHBOT masih sebesar 41,0%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali pola emosi yang diterapkan pada basis aturan, namun masih mengalami kesulitan ketika menghadapi variasi ekspresi bahasa alami yang lebih kompleks. Kondisi tersebut, menandakan bahwa keberhasilan pendekatan *rule-based* dipengaruhi oleh kelengkapan aturan linguistik, cakupan *lexicon*, serta kemampuan sistem dalam memahami konteks percakapan.

Hasil penelitian ini sesuai dengan penelitian Alvin dkk. [14] yang menyatakan bahwa pendekatan *Rule Based System* lebih efektif digunakan pada percakapan terstruktur, sedangkan percakapan dengan konteks yang dinamis lebih sesuai dengan menggunakan *Large Language Model* (LLM). Pada penelitian tersebut, integrasi antara *Rule-based* dan LLM menghasilkan akurasi respons sebesar 54,5% yang menunjukkan bahwa pemahaman konteks memberikan kontribusi terhadap peningkatan kualitas respons chatbot. Temuan tersebut memperlihatkan bahwa keterbatasan utama pendekatan berbasis aturan bukan pada mekanisme klasifikasi, namun pada sistem dalam menginterpretasikan makna di luar pola yang ditentukan. Analisis *confusion matrix* memperlihatkan bahwa sebagian besar kesalahan klasifikasi mengarah pada kategori netral. Pola tersebut menunjukkan bahwa sistem cenderung memberikan prediksi yang konservatif ketika tidak menemukan indikator linguistik yang kuat untuk menentukan kategori emosi tertentu. Apabila suatu ekspresi tidak sesuai dengan aturan maupun *lexicon* yang tersedia, sistem memilih kategori yang memiliki tingkat keyakinan lebih rendah dibandingkan menghasilkan klasifikasi yang berisiko salah. Fenomena tersebut sesuai dengan karakteristik chatbot berbasis aturan yang dijelaskan oleh Jain dkk. [15] yaitu bahwa sistem sangat bergantung pada aturan, kata kunci, dan pola yang telah didefinisikan sebelumnya. Ketika pengguna menggunakan sinonim, bahasa informal, ekspresi implisit, maupun struktur kalimat yang belum tercakup dalam aturan sistem, kemampuan sistem dalam mengenali maksud pengguna akan menurun. Keterbatasan tersebut bukan hanya dipengaruhi oleh algoritma klasifikasi, namun juga representasi pengetahuan (*knowledge representation*) yang diterapkan pada sistem.

Kategori antusias, marah, dan bahagia merupakan kategori dengan tingkat kesalahan tertinggi. Ketika kategori tersebut memiliki variasi ekspresi linguistik yang beragam dibandingkan kategori netral sehingga sulit direpresentasikan hanya melalui pencocokan kata kunci. Temuan ini menunjukkan bahwa kualitas *lexicon* menjadi salah satu faktor yang menentukan dalam keberhasilan deteksi emosi menggunakan pendekatan *rule-based*. Semakin terbatas cakupan kosakata yang dimiliki oleh sistem, semakin besar kemungkinan ekspresi pengguna yang dikategorikan kurang tepat. Temuan ini juga didukung oleh penelitian Ananta dkk. [13] yang mengembangkan chatbot pariwisata menggunakan pendekatan *rule-based pattern matching*. Penelitian tersebut memperoleh tingkat keberhasilan fungsional 83,33%, namun penulis menegaskan bahwa peningkatan performa chatbot memerlukan perluasan basis pengetahuan, penambahan variasi pola percakapan, evaluasi sistem, serta integrasi teknologi AI agar chatbot mampu menghasilkan respons yang lebih adaptif terhadap kebutuhan pengguna.

Berdasarkan keseluruhan hasil penelitian, pendekatan *rule-based emotion detection* masih memiliki potensi yang kuat untuk diterapkan pada chatbot pendamping emosional karena menawarkan transparansi mekanisme pengambilan keputusan, kebutuhan komputasi yang rendah, serta waktu respons yang cepat. Peningkatan akurasi masih memerlukan pengembangan pada aspek *lexicon*, mekanisme *scoring*, *fuzzy mathcing* untuk menangani variasi penulisan dan *typo*, serta pengelolaan konteks percakapan antar-*turn*. Hasil perbandingan dengan penelitian sebelumnya menunjukkan integrasi teknik NLP, NER, maupun arsitektur *hybrid* merupakan arah pengembangan yang berpeluang untuk meningkatkan kemampuan chatbot dalam

memahami variasi bahasa alami tanpa kehilangan keunggulan utama pendekatan *rule-based*, yaitu interpretabilitas, konsistensi, dan efisiensi komputasi.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan chatbot GALHBOT berbasis *rule-based mood logic* yang mampu melakukan deteksi suasana emosional pengguna melalui analisis kata kunci, normalisasi teks, pembobotan intensitas emosi, dan pemilihan respons yang sesuai dengan hasil klasifikasi. Berdasarkan hasil pengujian terhadap dataset terkontrol, sistem memberikan waktu respons rata-rata sebesar 29 ms, sehingga menunjukkan bahwa pendekatan *rule-based* memiliki efisiensi komputasi yang baik dalam interaksi secara real-time. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi emosi diperoleh sebesar 41,0% dengan kecenderungan kesalahan klasifikasi pada kategori netral, marah, dan bahagia. Temuan ini menunjukkan bahwa performa chatbot berbasis aturan dipengaruhi oleh kelengkapan *lexicon*, kualitas aturan linguistik, serta kemampuan sistem dalam menangani variasi bahasa alami dan ekspresi emosional bersifat implisit. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan pendekatan *rule-based* masih memiliki potensi untuk diterapkan pada chatbot. Peningkatan performa masih diperlukan pada perluasan *lexicon*, penyempurnaan mekanisme *scoring*, penerapan teknik *fuzzy matching*, serta pengelolaan konteks percakapan antar-turn agar kemampuan deteksi emosi menjadi lebih akurat.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan selama proses penelitian dan pengembangan chatbot GALHBOT. Apresiasi khusus diberikan kepada institusi dan rekan-rekan yang membantu dalam diskusi teknis, serta pendampingan selama proses perancangan dan pengujian sistem. Penulis juga turut berterima kasih kepada individu-individu yang berkontribusi secara tidak langsung melalui masukan teknis dan dukungan selama pengembangan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Mustaqim, A. Gunawan, Y. B. Pratama, and I. Zaliman, "Pengembangan Chatbot Layanan Publik Menggunakan Machine Learning Dan Natural Language Processing," *J. Inf. Technol. Soc.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–4, 2023, doi: 10.35438/jits.v1i1.16.
- [2] U. N. Putri, N. B. Nasution, and R. Andriyani, "Eksplorasi Artificial Intelligence (AI) sebagai Teman Virtual: Dukungan Emosional di Era Digital," *JITSS (Journal Innov. Trend Soc. Sci.)*, vol. 1, no. 3, pp. 117–124, 2025, doi: 10.63203/jitss.v1i3.168.
- [3] P. B. Brandtzaeg, M. Skjuve, and A. Følstad, "My AI Friend: How Users of a Social Chatbot Understand Their Human-AI Friendship," *Hum. Commun. Res.*, vol. 48, no. 3, pp. 404–429, 2022, doi: 10.1093/hcr/hqac008.
- [4] Andri Sahata Sitanggang, Irsan Ahmad Syawali, Andri.sahata@gmail.unikom.ac.id, Fauzan Zaki Sholih, Muhammad Alwizard, and Albertus Aris Nauw, "Peran Chatbot Artificial Intelligence (AI) sebagai Teman Virtual: Literature Review," *Neptunus J. Ilmu Komput. Dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 3, pp. 219–228, 2025, doi: 10.61132/neptunus.v3i3.992.
- [5] G. Yoseppin, P. A. M. Nagita Dewi, and Y. K. Purba, "Fenomena Chatbot AI Sebagai Teman Curhat: Implikasi Pada Hubungan Antarpribadi di Era Digital," *Calathu J. Ilmu Komun.*, vol. 7, no. 1, pp. 45–53, 2025, doi: 10.37715/calathu.v7i1.5376.
- [6] B. N. I. Dewi *et al.*, "Chatbot dalam Deteksi Kesehatan Mental: Tinjauan Literatur," *TRILOGI J. Ilmu Teknol. Kesehatan, dan Hum.*, vol. 6, no. 1, pp. 128–135, 2025, doi: 10.33650/trilogi.v6i1.10888.
- [7] S. Vandhika and R. Sahrani, "Chatting Away Loneliness: Embracing New Connections Between Humans and Artificial Intelligence," *Insa. J. Psikol. dan Kesehat. Ment.*, vol. 10, no. 1, pp. 1–20, 2025, doi: 10.20473/jpkm.v10i12025.1-20.
- [8] Z. S. Mutiarrahma, R. Darajatunnisa, F. Faustina, N. Mahfuzhah, and A. R. Wihita, "Studi Fenomenologi: Pengalaman Generasi Z Dalam Menghadapi Kesepian Dengan Character Artificial Intelligence," 2025. [Online]. Available: <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/empati/article/view/46739>

- [9] D. Christianto, E. Siswanto, and R. Chaniago, "Penggunaan Named Entity Recognition dan Artificial Intelligence Markup Language untuk Penerapan Chatbot Berbasis Teks," *J. Telemat.*, vol. 10, no. 2, pp. 61–68, 2022, doi: 10.61769/telematika.v10i2.130.
- [10] K. Merrill, J. Kim, and C. Collins, "AI companions for lonely individuals and the role of social presence," *Commun. Res. Reports*, vol. 39, no. 2, pp. 93–103, 2022, doi: 10.1080/08824096.2022.2045929.
- [11] N. Khumairoh and W. S. Huda, "Information Technology Implementation Of Hybrid Chatbot Based On Dialogflow And Keyword Matching To Improve Website Service Efficiency," vol. 4, no. 3, pp. 343–357, 2025.
- [12] T. R. Thabrani, R. F. Faizal, and S. Suryani, "Integrating Local Linguistic Features into Rule-Based Chatbots: A Framework for Makassar Language Dialogue Systems," *Brill. Res. Artif. Intell.*, vol. 5, no. 2, pp. 1001–1008, 2025, doi: 10.47709/brilliance.v5i2.7103.
- [13] Y. Eka Ananta, D. Yuniati, D. Rolliawati, A. Kunaefi, and A. Permadi, "Pengembangan Aplikasi Sido Chatbot sebagai Aplikasi Pengenalan Objek Wisata Kediri Menggunakan Rule-Based Pattern Matching The Development of Sido Chatbot as an Introductory Application for Tourist Destination in Kediri Using Rule-Based Pattern Matching," *J. Teknol. dan Inf.*, vol. 15, 2025, doi: 10.34010/jati.v15i1.15219.
- [14] A. Alvin, R. Robet, and F. A. Tarigan, "Implementasi Chatbot Otomatis Akademik Berbasis Web Menggunakan LLM dan Rule-Based System Studi Kasus: STMIK Time," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 9, no. 3, p. 651, 2025, doi: 10.26798/jiko.v9i3.2209.
- [15] L. Jain, R. Ananthasayam, U. Gupta, and D. Radha, "Comparison of Rule-based Chat Bots with Different Machine Learning Models," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 259, pp. 788–798, 2025, doi: 10.1016/j.procs.2025.04.030.