Otomasi Pembangkitan Respons Berbasis Emosi Menggunakan BERT dan Qwen 3 1.7B

Farrell Habibie Putra Haris
Fakultas Informatika Telkom University Bandung,
Indonesia
farrell@telkomuniversity.ac.id

***Ringkasan*—Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem respons otomatis berbasis emosi untuk meningkatkan kualitas interaksi antara manusia dan komputer. Latar belakang penelitian didasarkan pada fenomena bahwa respons otomatis generik sering gagal memahami dinamika emosi pengguna, serta keterbatasan *Large Language Model* (LLM) berparameter kecil dalam menangkap konteks emosi secara konsisten. Sistem yang dikembangkan menggunakan pendekatan *Two-Stage Pipeline*: tahap pertama mendeteksi keberadaan emosi (Netral vs Emosional), dan tahap kedua mengklasifikasikan emosi ke dalam 6 kategori dasar Ekman menggunakan model BERT yang telah di-*fine-tune* pada dataset GoEmotions. Model terbaik yang dihasilkan adalah *Single Multi-Label BERT* dengan fungsi aktivasi Sigmoid yang mencapai *Macro F1-Score* sebesar 0.6114. Respons otomatis kemudian dibangkitkan oleh model Qwen 3 1.7B melalui teknik *prompt engineering* yang mengintegrasikan hasil deteksi emosi. Evaluasi dilakukan melalui pengujian A/B yang melibatkan 28 partisipan. Hasil menunjukkan bahwa 51.9% pengguna lebih memilih respons berbasis emosi dibandingkan respons generik. Penelitian ini menyimpulkan bahwa integrasi deteksi emosi memiliki potensi untuk meningkatkan pengalaman pengguna dalam konteks spesifik.**

***Index Terms*—Analisis Emosi, BERT, Qwen 3, Respons otomatis, Personalisasi, A/B Testing.**

I. Pendahuluan

Di era digital saat ini, media sosial menjadi platform utama interaksi antara bisnis dan pelanggan, dengan 139 juta pengguna aktif di Indonesia pada tahun 2024 [**?**]. Tantangan utama sistem respons otomatis (*chatbot*) dalam platform ini adalah ketidakmampuan memahami konteks emosional pengguna, yang sering menghasilkan respons generik dan kurang relevan [**?**]. Teori *affect-as-information* menyatakan bahwa emosi berperan penting dalam pengambilan keputusan, sehingga respons yang mengabaikan emosi dapat menurunkan kepuasan pengguna [**?**].

Penelitian sebelumnya menunjukkan efektivitas model *ensemble* BERTweet dan SVM dalam deteksi emosi [**?**], serta kemampuan *Large Language Model* (LLM) seperti Qwen dalam memproses konteks emosi [**?**]. Namun, integrasi antara analisis emosi yang akurat (menggunakan BERT) dengan generasi teks pada LLM berparameter kecil (seperti Qwen 3 1.7B) masih jarang dieksplorasi.

Penelitian ini mengusulkan sistem hibrida yang menggabungkan BERT (di-*fine-tune* dengan dataset GoEmotions) untuk klasifikasi emosi [**?**], serta model Qwen 3 1.7B untukgenerasi respons yang dipersonalisasi. Metode ini bertujuan menghasilkan respons yang tidak hanya akurat secara konten tetapi juga sesuai secara emosional (misalnya, empatik untuk kesedihan).

II. Metodologi Penelitian

A. Dataset dan Preprocessing

Penelitian ini menggunakan dataset GoEmotions yang memiliki 27 label emosi dan 1 label netral. Label-label ini kemudian dipetakan ke dalam 6 emosi dasar Ekman (*Joy, Anger, Sadness, Fear, Disgust, Surprise*) dan *Neutral* untuk penyederhanaan klasifikasi.

Tahapan *preprocessing* meliputi:

1) *Case Folding*: Mengubah teks menjadi huruf kecil.
2) *Cleaning*: Menghapus URL, tanda baca, dan karakter non-alfabet.
3) *Normalization*: Mengubah kata tidak baku menjadi baku.
4) *Stopword Removal*: Menghapus kata umum yang tidak bermakna.
5) *Stemming*: Mengubah kata ke bentuk dasar.

B. Arsitektur Sistem

Sistem menggunakan pendekatan *Two-Stage Pipeline* (Gambar 1):

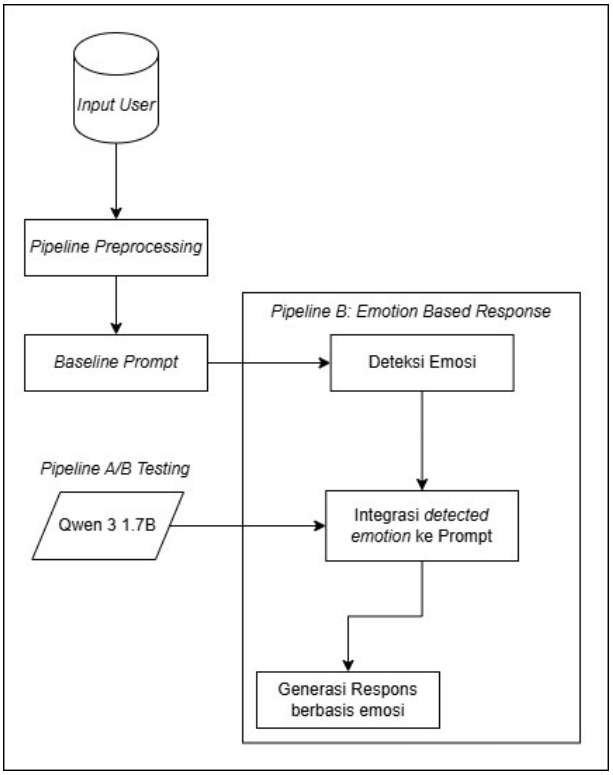
1) **Tahap 1 (Netral vs Emosional)**: Memfilter input untuk menentukan apakah teks bersifat netral atau mengandung emosi.
2) **Tahap 2 (Klasifikasi Emosi)**: Jika teks emosional, model BERT mengklasifikasikannya ke salah satu dari 6 emosi Ekman.

C. Fine-Tuning BERT

Model BERT-base di-*fine-tune* dengan tiga skenario strategi data: *Original* (tanpa balancing), *Undersampling*, dan *Weighted Loss*. Tiga arsitektur model diuji:

- Multi-model BERT (6 Binary Classifiers)
- Single Multi-Label BERT (Sigmoid)
- Single Multi-Class BERT (Softmax)

Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *Precision, Recall*, dan *F1-Score*.



GAMBAR 1
Pipeline Respons Berbasis Emosi (Pipeline B)

D. Generasi Respons

Hasil deteksi emosi diintegrasikan ke dalam *prompt* untuk Qwen 3 1.7B. *Prompt template* dirancang untuk memberikan instruksi spesifik berdasarkan emosi yang terdeteksi (misalnya, ”Respond with empathy and understanding” untuk emosi *Sadness*).

III. Hasil dan Analisis

A. Performa Model BERT

Hasil eksperimen menunjukkan variasi performa antar arsitektur dan strategi sampling (Tabel I).

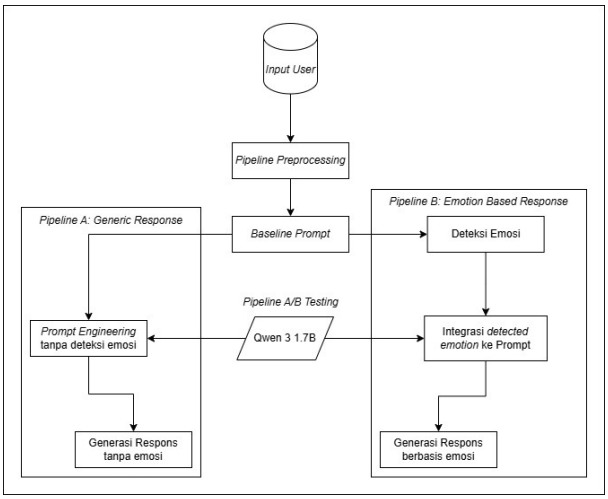
TABEL I
Performa Model BERT (Macro F1)

Model	Sampling	Macro F1
BERT Sigmoid	Original	0.6114
BERT Softmax	Original	**0.6203**
6 BERT (Binary)	Downsampling	0.5120

Meskipun **BERT Softmax (Original)** mencapai F1 tertinggi (0.6203), penelitian ini memilih **BERT Sigmoid (Original)** (F1 0.6114) sebagai model final. Hal ini dikarenakan kemampuan *multi-label* dari Sigmoid lebih cocok untuk menangani emosi manusia yang kompleks dan seringkali tumpang tindih, dibandingkan pendekatan *soft-max* yang memaksa satu kelas dominan.

B. Evaluasi A/B Testing

Pengujian A/B membandingkan Pipeline A (Respons Gene-rik) dan Pipeline B (Respons Berbasis Emosi) melibatkan 28 responden.



GAMBAR 2
Perbandingan Alur Pipeline A dan B

Hasil menunjukkan preferensi pengguna sebesar:

- **51.9%** memilih Respons Berbasis Emosi (Model B).
- **48.1%** memilih Respons Generik (Model A).

Analisis lebih mendalam menunjukkan bahwa Model B sangat disukai pada konteks emosi intens seperti *Fear* dan *Disgust* (preferensi 100%), serta topik percakapan sensitif. Namun, untuk percakapan faktual, pengguna cenderung lebih menyukai respons generik yang langsung pada inti permasalahan.

IV. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem respons otomatis hibrida yang mengintegrasikan BERT dan Qwen 3 1.7B. Model BERT Sigmoid terbukti efektif untuk deteksi emosi dengan F1-Score 0.6114. Evaluasi pengguna menunjukkan potensi penerapan respons berbasis emosi untuk meningkatkan kualitas interaksi, terutama pada situasi emosional yang intens, meskipun pada konteks umum (faktual) respons generik masih relevan.

Pustaka

[1] Simon Kemp. (2024) Digital 2024: Indonesia. [Online]. Available: https://datareportal.com/reports/digital-2024-indonesia

[2] W. El Hefny, A. El Bolock, C. Herbert, and S. Abdennadher, “Towa-rds a generic framework for character-based chatbots,” in *Highlights in Practical Applications of Agents, Multi-Agent Systems, and Trustworthiness. The PAAMS Collection: International Workshops of PAAMS 2020, L’Aquila, Italy, October 7–9, 2020, Proceedings 18*. Springer, 2020, pp. 95–107.

[3] S. Ashtar, G. B. Yom-Tov, A. Rafaeli, and J. Wirtz, “Affect-as-information: Customer and employee affective displays as expeditious predictors of customer satisfaction,” *Journal of Service Research*, vol. 27, no. 4, pp. 525–542, 2024.

[4] I.-A. Albu and S. Spˆınu, “Emotion detection from tweets using a bert and svm ensemble model,” *arXiv preprint arXiv:2208.04547*, 2022.

[5] Z. Cheng, Z.-Q. Cheng, J.-Y. He, K. Wang, Y. Lin, Z. Lian, X. Peng, and A. Hauptmann, "Emotion-llama: Multimodal emotion recognition and reasoning with instruction tuning," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 37, pp. 110 805–110 853, 2024.

[6] D. Demszky, D. Movshovitz-Attias, J. Ko, A. Cowen, G. Nemade, and S. Ravi, "Goemotions: A dataset of fine-grained emotions," *arXiv preprint arXiv:2005.00547*, 2020.