

IMPLEMENTASI LIGHTGBM DAN LLM GEMINI PADA WEBSITE PSYCHOBOT UNTUK ANALISIS EMOSI SAAT BERSOSIAL MEDIA

Danang Hapis Fadillah¹, Muhammad Rafli Octavian², Azis Marwadin³, Muhammad Rahmat Dhany⁴, Damara Kartika Sari⁵, Elza Kayla Muthiah⁶, Trian Radis Pengestu⁷, Dimas Di Ajeng Duwi Saputra⁸, Alusyanti Primawati⁹

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer
Universitas Indraprasta PGRI

Jalan Raya Tengah No 80, Kelurahan Gedong, Pasar Rebo, Jakarta Timur

danangpostman37@gmail.com¹, m.raflioctavian6@gmail.com², azismarwadin.sem3@gmail.com³,
dhany.muhammad08@gmail.com⁴, damarakartika95@gmail.com⁵, kaylamuthiah@gmail.com⁶,
trian.radispengestu@gmail.com⁷, 0166dimasdi@gmail.com⁸, alus.unindra23@gmail.com⁹

Abstrak

Dalam lanskap digital yang secara eksponensial meningkat, pemahaman emosi pengguna dalam bersosial media menjadi krusial bagi pengembangan platform interaksi yang empathis. Penelitian ini mempersembahkan sebuah inovasi integratif, menggabungkan kekuatan LightGBM (*Light Gradient Boosting Machine*) dengan kecerdasan LLM (*Large Language Model*) Gemini dalam kerangka website Psychobot. Inovasi ini bertujuan untuk mengurai kompleksitas emosi manusia saat berinteraksi di media sosial, sebuah tantangan yang seringkali diasosiasikan dengan ketidakseimbangan data (*imbalanced data*). Strategi ini diperkuat dengan implementasi SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*), sebuah teknik canggih untuk mengatasi hambatan klasik tersebut. Hasil penelitian menunjukkan kinerja yang sangat mengesankan, dengan *f1-score* dan akurasi yang mencapai 99%. Integrasi ini tidak hanya menunjukkan potensi besar dalam meningkatkan pengalaman pengguna melalui responsivitas emosi, tetapi juga membuka peluang lebih luas dalam pengembangan aplikasi psikoteknologi yang lebih sensitif. Penelitian ini memberikan kontribusi substansial pada bidang analisis emosi, menyoroti kemampuan sinergis dari pemodelan *machine learning* mutakhir dan kearifan bahasa dalam mengungkap dinamika emosi digital.

Kata Kunci: Analisis Emosi, *Machine Learning*, LightGBM, LLM, Psychobot

Abstract

In the exponentially evolving digital landscape, understanding user emotions during social media interactions has become crucial for developing empathetic interaction platforms. This research presents an innovative integration, combining the strengths of LightGBM (Light Gradient Boosting Machine) with the intelligence of LLM (Large Language Model) Gemini within the Psychobot website framework. This innovation aims to unravel the complexities of human emotions during social media interactions, a challenge often associated with imbalanced data. This strategy is reinforced by the implementation of SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique), a sophisticated method for addressing this classic hurdle. The research yields remarkably impressive results, with f1-score and accuracy reaching 99%. This integration not only demonstrates vast potential in enhancing user experience through emotional responsiveness but also opens broader avenues for developing more sensitive psychotechnology applications. This study makes a substantial contribution to the field of emotion analysis, highlighting the synergistic capabilities of cutting-edge machine learning modeling and language intelligence in uncovering digital emotional dynamics.

Keyword: Emotion Analysis, Machine Learning, LightGBM, LLM, Psychobot

PENDAHULUAN

Perkembangan era digital menjadikan media sosial sebagai bagian penting kehidupan, tidak hanya sebagai sarana komunikasi tetapi juga ekspresi emosi. Namun, analisis otomatis terhadap emosi menghadapi tantangan, terutama dalam mengelola data yang besar serta tidak seimbang. WHO (2018) menyebutkan bahwa 15% beban penyakit global pada usia 10–19 tahun berasal dari gangguan emosional, menunjukkan pentingnya solusi analisis emosi yang efektif.

Light Gradient Boosting Machine (LightGBM) dan *Large Language Models* (LLM) seperti Gemini menawarkan pendekatan potensial untuk analisis emosi digital. LightGBM mengutamakan efisiensi dan akurasi dalam pengolahan data besar, sedangkan LLM unggul dalam memahami konteks dan nuansa bahasa. Integrasi keduanya diharapkan mampu menghasilkan analisis emosi yang efisien, akurat, dan relevan.

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah (1) Bagaimana cara mengintegrasikan teknologi LightGBM dan LLM untuk menganalisis emosi pengguna di media sosial?, (2) Bagaimana implementasi SMOTE membantu mengatasi ketidakseimbangan data dalam analisis emosi digital?, (3) Bagaimana kinerja pendekatan ini dalam meningkatkan akurasi dan *f1-score* pada analisis emosi?. Dari rumusan masalah yang ada, maka tujuan dari penelitian ini yaitu untuk mengembangkan pendekatan integratif dalam analisis emosi digital dengan memanfaatkan LightGBM dan LLM, selain itu untuk menerapkan teknik SMOTE untuk mengatasi tantangan ketidakseimbangan data serta mengevaluasi performa pendekatan berdasarkan indikator akurasi dan *f1-score*.

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini adalah dapat memberikan wawasan baru dalam analisis emosi berbasis *machine learning* dan teknologi pemrosesan bahasa alami, dapat mendukung pengembangan aplikasi media sosial yang lebih adaptif dan empatik terhadap kebutuhan emosional pengguna, dan dapat mendorong peningkatan kualitas interaksi digital yang berdampak positif pada kesehatan mental. *Machine learning* adalah serangkaian teknik yang dapat membantu dalam menangani dan memprediksi data yang sangat besar dengan cara mempresentasikan data-data tersebut dengan algoritma pembelajaran (Danukusumo (2017)).

PENELITIAN RELEVAN

Penelitian relevan merupakan penelitian terdahulu atau sebelumnya yang relevan dengan konsep penelitian sehingga menjadi acuan atau dasar mengembangkan suatu hasil penelitian sebelumnya. Penelitian yang dilakukan oleh Rachmat & Kesuma (2024) yang berjudul Implementasi Large Language Models Gemini Pada Pengembangan Aplikasi Chatbot Berbasis Android. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk merancang sebuah program chatbot yang diberi nama “Tanya Pak jr” agar meningkatkan kemampuan chatbot untuk meniru perilaku manusia di dalam percakapan, memahami konteks dari percakapan tersebut, dan memberikan respon balik yang sesuai dengan kebutuhan penggunanya secara langsung tanpa adanya campur tangan dari manusia. Penelitian yang dilakukan oleh Hariyadi et al. (2024) dengan judul Implementasi emini API untuk Generatif Teks Deskripsi Karya Otomatis dalam Aplikasi Pameran Berbasis Web dengan Metode Waterfall. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menghasilkan teks deskripsi karya yang menarik dan informatif untuk pameran karya berbasis web dengan menggunakan teknologi generatif *Large Language Model* (LLM).

Penelitian yang dilakukan oleh Rohman et al. (2019) dengan judul Deteksi Kondisi Emosi pada Media Sosial Menggunakan Pendekatan Leksikon dan Natural Language Processing. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendeteksi kondisi emosi pada media sosial Facebook menggunakan pendekatan leksikon dan NLP. Penelitian oleh Alnaz & Maharani (2021) dengan judul Analisis Emosi Melalui Media Sosial Twitter Dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes dan Perbandingan Fitur N-gram dan TF-IDF. Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan analisis jenis emosi seseorang melalui cuitan dari media sosial Twitter menggunakan metode Naïve Bayes dengan model Multinomial Naïve Bayes dan perbandingan fitur ekstraksi, yaitu TF-IDF dan N-gram.

METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini menggunakan pendekatan *Research and Development* (R&D) dengan tujuan untuk mengembangkan dan menguji model prediksi emosi berbasis pembelajaran mesin. Sugiyono (2015) menjelaskan metode (R&D) merupakan metode penelitian untuk menghasilkan suatu produk tertentu, serta menguji efektifitas produk tersebut. Langkah awal dalam penelitian ini adalah pengumpulan data, yang dilakukan dengan memanfaatkan dataset dari platform *Kaggle*.

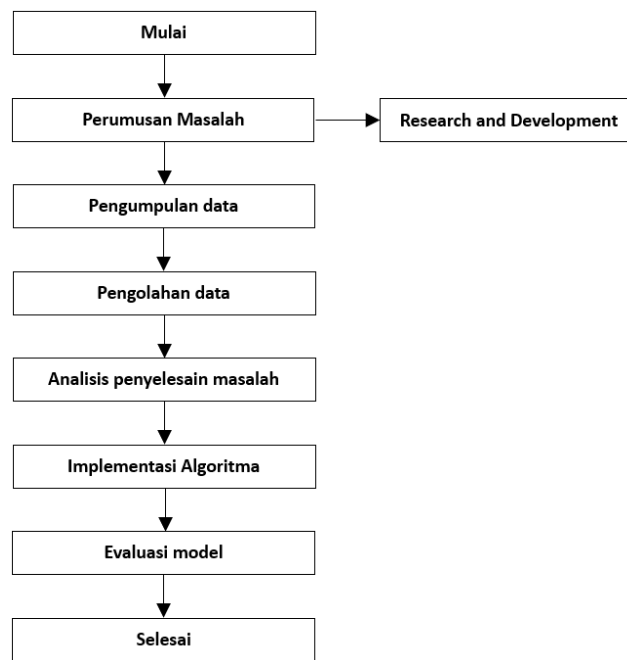
Dataset yang digunakan mencakup berbagai label emosi seperti *anger*, *anxiety*, *boredom*, *happiness*, *neutral*, *sadness* yang sering muncul dalam interaksi pengguna di media sosial. Data ini menyediakan pondasi yang dibutuhkan untuk melatih model prediksi emosi dan memberi informasi yang cukup untuk mendeteksi emosi secara akurat.

Selanjutnya, proses pemrosesan data dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan berkualitas dan siap untuk melatih model. Salah satu teknik yang diterapkan dalam tahap ini adalah *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) yang digunakan untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan data. *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) merupakan algoritma preprocessing yang paling banyak digunakan dalam permasalahan data yang tidak seimbang (Ramadhan & Adhinata, 2021). Ketidakseimbangan data atau imbalanced data dapat mempengaruhi keakuratan model dalam memprediksi emosi minoritas, sehingga SMOTE membantu menyeimbangkan jumlah sampel di setiap kelas emosi. Dengan demikian, teknik ini dapat meningkatkan representasi setiap emosi dalam data dan meningkatkan akurasi prediksi model secara keseluruhan.

Pada tahap analisis emosi, algoritma LightGBM (*Light Gradient Boosting Machine*) digunakan sebagai model utama. Algoritma ini dipilih karena kemampuannya dalam menangani dataset besar dengan kecepatan dan akurasi yang tinggi, menjadikannya cocok untuk analisis emosi dalam skala besar. Setelah LightGBM memprediksi emosi dalam data, hasil prediksinya diinterpretasikan lebih lanjut menggunakan model *Large Language Model* (LLM) Gemini. Gemini memberikan wawasan mendalam tentang hasil prediksi LightGBM, termasuk konteks emosi yang terdeteksi dan alasan di balik prediksi tersebut, yang membantu meningkatkan interpretasi dan pemahaman hasil analisis.

Model yang telah dilatih kemudian diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan *framework* Streamlit. Framework ini dipilih karena kesederhanaannya dalam membangun aplikasi interaktif yang dapat diakses dengan mudah oleh pengguna. Dalam aplikasi ini, pengguna diminta untuk mengisi form dengan beberapa parameter seperti usia, jenis kelamin, jenis media sosial yang digunakan, serta berbagai data aktivitas harian seperti durasi penggunaan media sosial (jam), jumlah postingan, jumlah suka yang diterima, jumlah komentar, dan jumlah pesan yang diterima per hari. Setelah form diisi, aplikasi memproses data tersebut menggunakan model prediksi emosi untuk memberikan hasil analisis emosi yang relevan. Antarmuka yang ramah pengguna dan responsif ini memungkinkan pengguna mendapatkan wawasan yang akurat tentang emosi berdasarkan pola interaksi mereka di media sosial.

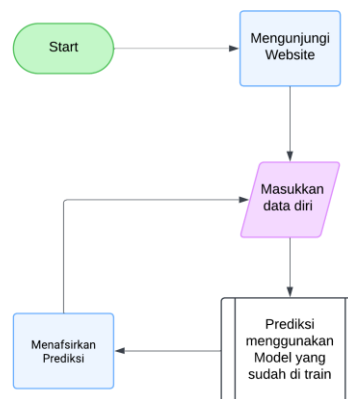
Terakhir, evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik *f1-score* dan *accuracy*, yang bertujuan untuk mengukur keakuratan dan efektivitas model dalam memprediksi emosi. Metrik *f1-score* digunakan untuk menilai keseimbangan antara presisi dan recall, yang sangat relevan dalam kasus data yang tidak seimbang, sedangkan *accuracy* memberikan gambaran umum tentang persentase prediksi yang benar. Dengan mencapai *f1-score* dan *accuracy* yang tinggi, model ini menunjukkan performa yang handal dan mampu memberikan prediksi emosi yang akurat, menjadikannya alat yang efektif untuk menganalisis emosi dalam interaksi media sosial.



Gambar 1. Tahapan penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilakukan melalui serangkaian tahapan yang dirancang untuk mengembangkan dan mengimplementasikan model prediksi emosi berbasis pembelajaran mesin. Diagram alur user berikut menggambarkan proses yang dilakukan user, mulai dari masuk ke website hingga menampilkan hasil analisis prediksi emosi di akhir, Berikut adalah tahapan lengkapnya:



Gambar 2. Diagram alur user

1. Mengunjungi Website

Proses dimulai dengan pengguna mengakses aplikasi berbasis website yang telah dikembangkan. Aplikasi ini dirancang untuk memfasilitasi pengumpulan data dan melakukan analisis prediksi emosi dengan antarmuka yang ramah pengguna, berikut tampilan dari user ketika masuk ke *website* :



Gambar 3. Tampilan user saat memasuki web

2. Memasukkan Data Diri

Pengguna diminta untuk mengisi form dengan beberapa parameter penting seperti:

- 1) Usia
- 2) Jenis Kelamin
- 3) Jenis media sosial yang digunakan
- 4) Durasi penggunaan media sosial
- 5) Jumlah postingan per hari
- 6) Jumlah suka yang diterima
- 7) Jumlah Komentar per hari
- 8) Jumlah Pesan yang dikirim per hari

Data ini merupakan variabel input yang akan diproses oleh model prediksi emosi, Tampilan dari user saat mengisi form akan terlihat seperti berikut :

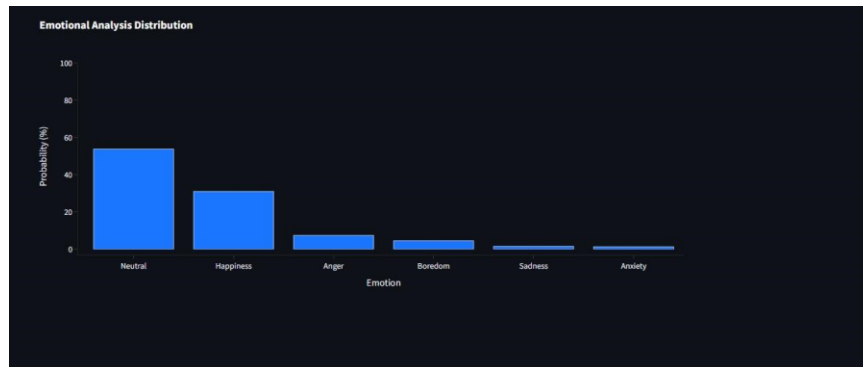


Gambar 4. Tampilan user saat mengisi form

3. Prediksi Menggunakan Model yang Sudah Dilatih

Setelah pengguna mengisi form, data yang dimasukkan akan diproses oleh model prediksi emosi berbasis LightGBM. Model ini mencakup berbagai label emosi seperti *anger*, *anxiety*, *boredom*, *happiness*, *neutral*, *sadness*.

Teknik *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) diterapkan selama proses pelatihan untuk mengatasi ketidakseimbangan data sehingga model mampu memberikan prediksi yang lebih akurat, terutama untuk emosi minoritas, untuk tampilan hasil analisis dari LightGBM akan tampil diagram sebagai berikut :



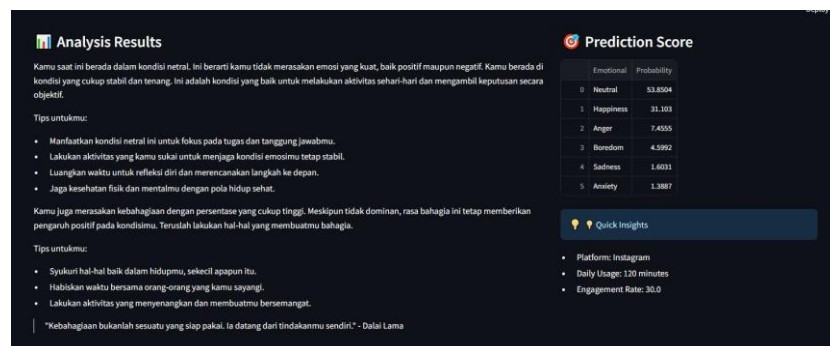
Gambar 5. Tampilan diagram hasil analisis

4. Menafsirkan Prediksi

Hasil prediksi dari model LightGBM kemudian dianalisis lebih lanjut dengan bantuan model Large Language Model (LLM) seperti Gemini.

- 1) LightGBM (*Light Gradient Boosting Machine*) merupakan algoritma pembelajaran mesin berbasis boosting yang sangat efisien dalam menangani dataset besar dengan akurasi tinggi dan waktu pelatihan yang cepat. Model ini sangat baik untuk memprediksi pola dalam data numerik yang kompleks.
- 2) LLM Gemini adalah model bahasa besar yang unggul dalam memahami dan menjelaskan konteks, termasuk pola-pola emosi yang telah diprediksi. Dengan kemampuan pemahaman bahasa alami, Gemini memberikan penjelasan mendalam dan wawasan yang sulit dicapai oleh algoritma prediktif saja.

Kolaborasi antara LightGBM dan LLM diperlukan untuk menggabungkan kekuatan prediksi kuantitatif dari LightGBM dengan kemampuan interpretasi kualitatif dari Gemini. Hasilnya, aplikasi tidak hanya memberikan prediksi akurat, tetapi juga menyediakan konteks yang dapat membantu pengguna memahami pola emosi mereka secara lebih mendalam. Informasi ini kemudian disajikan melalui antarmuka aplikasi dalam bentuk laporan emosi yang relevan, berikut tampilan hasil dari kolaborasi prediksi menggunakan LLM gemini :



Gambar 6. Tampilan hasil analisis kolaborasi menggunakan LLM Gemini

F1-Score adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur performa model klasifikasi dengan menyeimbangkan metrik precision dan recall. *F1-Score* dihitung sebagai rata-rata harmonis dari *precision* dan *recall*, sehingga memberikan gambaran kinerja model secara keseluruhan dalam menangani data dengan ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*). Rumus *F1-score* adalah sebagai berikut:

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

Dimana:

- 1) *Precision* adalah rasio prediksi positif yang benar terhadap seluruh prediksi positif:

$$Precision = \frac{True\ Positives\ (TP)}{True\ Positives\ (TP) + False\ Positives\ (FP)}$$

- 2) *Recall* adalah rasio prediksi positif yang benar terhadap seluruh data positif yang sebenarnya:

$$Recall = \frac{True\ Positives\ (TP)}{True\ Positives\ (TP) + False\ Negatives\ (FN)}$$

Tabel 1. *Classification Report*

Emosi	Precision	Recall	F1-Score	Support
Anger	0.98	1.00	0.99	45
Anxiety	1.00	0.98	0.99	45
Boredom	1.00	0.96	0.98	46
Happiness	1.00	1.00	1.00	46
Neutral	1.00	1.00	1.00	46
Sadness	0.96	1.00	0.98	46

Pada penelitian ini, hasil pengujian model LightGBM dalam mengklasifikasikan emosi pengguna media sosial menunjukkan performa yang sangat memuaskan. Berdasarkan data yang tersaji pada Tabel 1, terdapat enam kategori emosi yang dianalisis yaitu *Anger* (Kemarahan), *Anxiety* (Kecemasan), *Boredom* (Kebosanan), *Happiness* (Kebahagiaan), *Neutral* (Netral), dan *Sadness* (Kesedihan).

Model mencapai tingkat akurasi yang luar biasa untuk semua kategori emosi. Emosi Happiness dan Neutral mencatatkan performa sempurna dengan nilai *precision*, *recall*, dan F1-Score mencapai 1.00. Hal ini mengindikasikan bahwa model sangat handal dalam mengenali ungkapan kebahagiaan dan pernyataan netral pada teks media sosial.

Untuk kategori *Anxiety* dan *Boredom*, model mencapai precision 1.00, menunjukkan tidak ada kesalahan positif dalam prediksi kedua emosi tersebut. Meskipun recall untuk *Anxiety* (0.98) dan *Boredom* (0.96) sedikit lebih rendah, hal ini tetap menggambarkan performa yang sangat baik dalam mengenali kedua emosi tersebut.

Pada kategori *Anger*, model mencapai precision 0.98 dengan *recall* sempurna 1.00, menghasilkan *F1-Score* 0.99. Sedangkan untuk *Sadness*, *precision* mencapai 0.96 dengan recall 1.00, menghasilkan *F1-Score* 0.98. Kedua hasil ini menunjukkan kemampuan model yang sangat baik dalam mengidentifikasi emosi kemarahan dan kesedihan.

Jumlah data support untuk setiap kategori emosi relatif seimbang, berkisar antara 45-46 sampel per kategori. Keseimbangan ini berkontribusi pada kehandalan model karena tidak ada bias yang signifikan akibat ketimpangan jumlah data antar kategori.

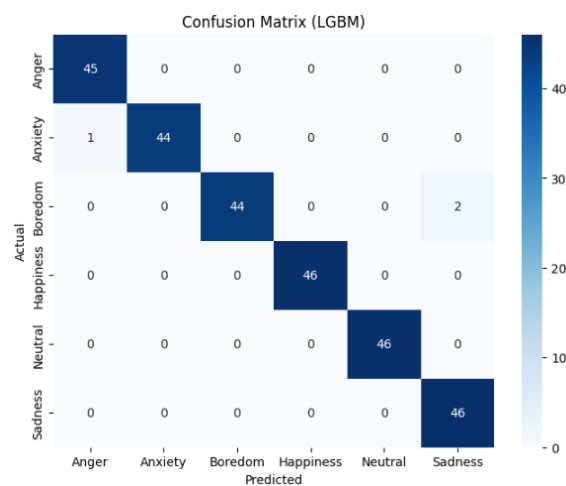
Implementasi model LightGBM yang diintegrasikan dengan LLM pada website Psychobot memberikan beberapa keunggulan:

- 1) Kecepatan Analisis: LightGBM dikenal dengan kemampuan pemrosesan yang cepat, memungkinkan analisis emosi *real-time* pada platform media sosial.

- 2) Akurasi Tinggi: Rata-rata F1-Score di atas 0.98 menunjukkan keandalan sistem dalam menganalisis berbagai spektrum emosi.
- 3) Efisiensi Sumber Daya: LightGBM memiliki kebutuhan memori yang lebih rendah dibanding algoritma sejenis, memungkinkan penggunaan yang lebih efisien pada lingkungan web.
- 4) Interpretasi Kontekstual: Integrasi dengan LLM Gemini memungkinkan pemahaman konteks yang lebih mendalam dan natural dalam menganalisis teks media sosial.

Hasil pengujian ini memvalidasi efektivitas pendekatan hybrid antara LightGBM dan LLM Gemini dalam menganalisis emosi pengguna media sosial. Performa yang konsisten pada berbagai kategori emosi menunjukkan keandalan sistem untuk implementasi pada skala yang lebih luas.

Temuan ini membuka peluang pengembangan lebih lanjut untuk aplikasi serupa dalam bidang kesehatan mental digital dan analisis sentimen media sosial. Sistem ini dapat menjadi alat bantu yang berharga bagi profesional kesehatan mental dalam memantau kesejahteraan emosional pengguna media sosial.



Gambar 7. Confusion Matrix

Analisis lebih mendalam terhadap performa model dapat dilihat pada *Confusion Matrix* yang disajikan pada Gambar 1. *Confusion Matrix* ini memberikan gambaran detail tentang distribusi prediksi model untuk setiap kategori emosi:

1. Anger (Kemarahan)

- 1) Dari 45 data aktual *Anger*, model berhasil memprediksi 45 data dengan benar
- 2) Terdapat 1 kasus dimana emosi *Anxiety* salah diklasifikasikan sebagai *Anger*
- 3) Menunjukkan *recall* yang sempurna untuk kategori ini

2. Anxiety (Kecemasan)

- 1) Model berhasil mengidentifikasi 44 dari 45 kasus *Anxiety* dengan tepat
- 2) Satu kasus *Anxiety* salah terklasifikasi sebagai *Anger*
- 3) Menunjukkan presisi yang sangat baik dalam mengenali kecemasan

3. Boredom (Kebosanan)

- 1) 44 kasus *Boredom* teridentifikasi dengan tepat
- 2) Terdapat 2 kasus yang salah diklasifikasi sebagai *Sadness*
- 3) Menunjukkan adanya sedikit kebingungan antara ekspresi kebosanan dan kesedihan

4. Happiness (Kebahagiaan)

- 1) Semua 46 kasus *Happiness* terklasifikasi dengan sempurna
- 2) Tidak ada kesalahan klasifikasi untuk kategori ini
- 3) Menunjukkan kemampuan model yang sangat baik dalam mengenali ekspresi kebahagiaan

5. *Neutral* (Netral)

- 1) Model berhasil mengidentifikasi seluruh 46 kasus *Neutral* dengan tepat
- 2) Tidak ada kesalahan klasifikasi untuk kategori ini
- 3) Mendemonstrasikan kemampuan model dalam membedakan ekspresi netral dengan emosi lainnya

6. *Sadness* (Kesedihan)

- 1) Seluruh 46 kasus *Sadness* teridentifikasi dengan tepat
- 2) Menerima 2 klasifikasi salah dari kategori Boredom
- 3) Menunjukkan *recall* sempurna namun presisi sedikit berkurang

Hasil ini memperkuat kesimpulan sebelumnya tentang keandalan sistem dalam menganalisis emosi pengguna media sosial. Tingkat akurasi yang tinggi dan pola kesalahan yang minimal menunjukkan bahwa LightGBM merupakan solusi yang efektif untuk analisis emosi pada platform media sosial.

SIMPULAN

Penelitian ini, peneliti berhasil mengembangkan sistem analisis sentimen menggunakan teknologi hybrid yang mengintegrasikan LightGBM dan model bahasa skala besar (LLM) Gemini. Model yang menggunakan teknologi SMOTE untuk mengatasi ketidakseimbangan data menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan enam kategori emosi (Marah, Takut, Kebosanan, Bahagia, Netral, dan Sedih). Model ini mencapai skor F1 rata-rata diatas 98% dengan akurasi sempurna dalam kategori kebahagiaan dan emosi netral, yang menunjukkan keandalan analisis sentimen berbasis teks di media sosial.

Keunggulan sistem ini antara lain kecepatan pemrosesan, akurasi tinggi, efisiensi sumber daya, dan kemampuan interpretasi konteks lebih dalam melalui integrasi dengan LLM Gemini. Penerapan pada platform berbasis web Psychobot tidak hanya menegaskan efektivitas sistem, namun juga menawarkan potensi untuk mendukung pemantauan kesehatan mental digital dan pengembangan aplikasi yang lebih berempati bagi pengguna media sosial.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa sistem mampu memberikan analisis emosi yang akurat, mendukung potensi penerapan dalam skala lebih luas, khususnya untuk aplikasi di bidang kesehatan mental digital dan analisis sentimen media sosial. Model ini juga dapat menjadi alat bantu yang berharga bagi profesional dalam memantau kesejahteraan emosional pengguna.

DAFTAR PUSTAKA

- Alnaz, F. S., & Maharani, W. (2021). Analisis Emosi Melalui Media Sosial Twitter Dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes dan Perbandingan Fitur N-gram dan TF-IDF. *eProceedings of Engineering*, 8(5).
- An Enhanced Stroke Prediction Scheme Using SMOTE and Machine Learning Techniques. (2021). *ResearchGate*.
- Danukusumo, Kefin Pudi. (2017). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Candi Berbasis GPU.
- Latifah, R., & Erda, G. (2024). Application Of The Lightgbm Algorithm In The Classification Of Greenhouse Gas Emissions. *Parameter: Journal of Statistics*, 4(1), 9-15.
- Fernández, A., García, S., Galar, M., F Prati, R. C., Krawczyk, B., & Herrera, F. (2018). *Learning from Imbalanced Data Sets*. Springer.
- Hariyadi, H., Irawan, J., Pranatawijaya, V. H., & Sari, N. N. K. (2024). Implementasi Gemini API dalam Generatif Teks Deskripsi Karya pada Pengembangan Aplikasi Pameran Karya Berbasis Web. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ratican*, J., & Hutson, J. (2023). The Six Emotional Dimension (6DE) Model: A Multidimensional Approach to Analyzing Human Emotions and Unlocking the Potential of Emotionally Intelligent Artificial Intelligence (AI) via Large Language Models (LLM). *Journal of Artificial Intelligence and Robotics*, 1(1). *Terapan*, 11(1), 21-26.
- Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q., & Liu, T.-Y. (2017). LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.
- Kušen, E., Cascavilla, G., Figl, K., Conti, M., & Strembeck, M. (2017, August). Identifying emotions in social media: comparison of word-emotion lexicons. In *2017 5th International Conference on Future Internet of Things and Cloud Workshops (FiCloudW)* (pp. 132-137). IEEE.
- Rachmat, N., & Dorie, P. K. Implementasi Large Language Models Gemini Pada Pengembangan Aplikasi Chatbot Berbasis Android. *Jurnal Ilmu Komputer (JUIK)*, 4.

- Ramadhan, N. G., & Adhinata, F. D. (2021). Teknik Smote Dan Gini Score Dalam Klasifikasi Kanker Payudara. *RADIAL : Jurnal Peradaban Sains, Rekayasa Dan Teknologi*, 9(2), 125–134. <https://doi.org/10.37971/radial.v9i2.229>
- Rohman, A. N., Utami, E., & Raharjo, S. (2019). Deteksi Kondisi Emosi pada Media Sosial Menggunakan Pendekatan Leksikon dan Natural Language Processing. *Jurnal Eksplora Informatika*, 9(1), 70-76.
- Sugiyono. (2015). *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D*. Bandung: Alfabeta.