

DETEKSI BANJIR BERBASIS LLM (LARGE LANGUAGE MODELS) MENGGUNAKAN DATA TWITTER/X VIA CHATBOT WHATSAPP

Rey Muhamad Rifqi¹, Muhammad Rizky Hajar², Widodo Tri Haryanto³, Djupriadi⁴,
Kusrini⁵, I Made Artha Agastya⁶

Universitas Amikom Yogyakarta¹²³⁴⁵⁶

Jl. Ring Road Utara, Ngringin, Condongcatur, Kec. Depok, Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta
55281

E-mail : reymuh72@gmail.com¹, riskihajar@students.amikom.ac.id², widodo.tri@students.amikom.ac.id³,
petrajupriadi66@gmail.com⁴, kusrini@amikom.ac.id⁵, artha.agastya@amikom.ac.id⁶

ABSTRAK

Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem inovatif untuk deteksi banjir berbasis kecerdasan buatan, memanfaatkan kekuatan *Large Language Model* (LLM) dan data *real-time* dari *platform* media sosial *Twitter/X*. Dilatarbelakangi oleh kebutuhan akan sistem peringatan dini yang lebih cepat dan efektif dibanding metode konvensional, penelitian ini bertujuan mengintegrasikan analisis data *Twitter/X* dimana tempat masyarakat sering melaporkan kejadian banjir secara langsung dengan kemampuan canggih LLM dalam memahami bahasa alami. Melalui tahapan seperti pengumpulan dan pra-pemrosesan data *Twitter/X*, ekstraksi fitur menggunakan algoritma TF-IDF, pengembangan model LLM untuk klasifikasi tweet banjir, hingga pembangunan *chatbot WhatsApp*, sistem ini dirancang untuk mendeteksi informasi banjir secara otomatis. Keluaran yang ditargetkan adalah prototipe sistem deteksi banjir via *chatbot WhatsApp* yang mampu memberikan notifikasi akurat dan cepat kepada pengguna. Kontribusi utama dari penelitian ini meliputi inovasi teknologi dengan penggabungan LLM dan TF-IDF, peningkatan kecepatan respon informasi banjir, serta peningkatan aksesibilitas informasi melalui *platform WhatsApp* yang populer, yang secara keseluruhan berpotensi besar dalam mendukung upaya mitigasi bencana dan pengurangan risiko kerugian akibat banjir di Indonesia. Didapatkan akurasi secara keseluruhan sebesar 96% dimana ini sangat baik dalam melakukan klasifikasi tweet banjir.

Kata Kunci: Deteksi Banjir, TF-IDF, X, Chatbot, LLM

ABSTRACTS

This research focuses on developing an innovative artificial intelligence-based flood detection system, leveraging the power of Large Language Models (LLMs) and real-time data from the Twitter/X social media platform. Motivated by the need for faster and more effective early warning systems compared to conventional methods, this study aims to integrate Twitter/X data analysis—where communities often report flood incidents directly—with the advanced natural language understanding capabilities of LLMs. Through stages such as Twitter/X data collection and pre-processing, feature extraction using the TF-IDF algorithm, development of an LLM model for flood tweet classification, and the construction of a WhatsApp chatbot, this system is designed for automatic flood information detection. The targeted output is a prototype flood detection system via a WhatsApp chatbot capable of providing accurate and rapid notifications to users. Key contributions of this research include technological innovation by combining LLMs and TF-IDF, enhancing the speed of flood information response, and improving information accessibility through the popular WhatsApp platform. Collectively, these advancements hold significant potential in supporting disaster mitigation efforts and reducing flood-related losses in Indonesia. The overall accuracy obtained was 96%, which is very good in classifying flood tweets.

Keywords: Flood Detection, TF-IDF, X, Chatbot, LLM

1. PENDAHULUAN

Sistem deteksi banjir konvensional kerap lambat, dengan informasi detail dari lapangan

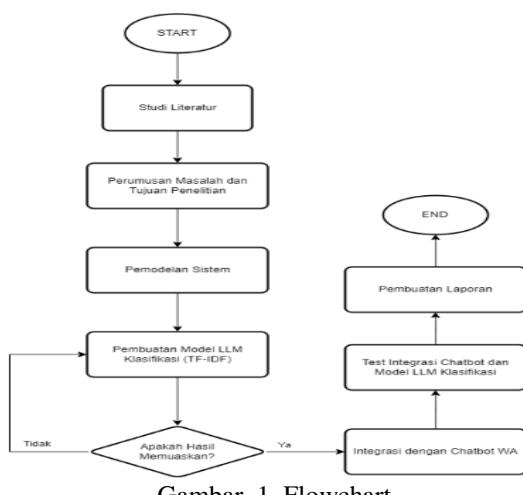
yang minim dan sulit diolah secara *real-time* [1], [2]. Sementara itu, laporan warga di *Twitter/X* melimpah namun tidak terstruktur, menghambat analisis manual yang cepat. Keterbatasan ini menunda peringatan dini dan respons efektif.

Sistem deteksi banjir berbasis LLM dan *chatbot* diperlukan untuk secara otomatis menganalisis laporan warga secara cepat, memberikan informasi akurat, dan memperluas jangkauan peringatan, sehingga meningkatkan kesiapsiagaan dan respons terhadap bencana banjir [3].

Banjir merupakan salah satu bencana alam yang sering terjadi di berbagai wilayah, termasuk Indonesia, dan memiliki dampak signifikan terhadap masyarakat dan infrastruktur. Informasi *real-time* tentang kejadian banjir sangat penting untuk respons cepat oleh pihak berwenang [4], [5], [6]. Media sosial seperti *Twitter/X* menjadi sumber data yang kaya untuk memantau laporan bencana secara langsung, tetapi tantangannya adalah membedakan antara laporan banjir yang merujuk pada bencana fisik dan penggunaan kata "banjir" dalam konteks metaforis (misalnya, "banjir orderan" atau "banjir air mata").

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan rekayasa sistem berbasis data sains, dengan metode pengembangan sistem yang berorientasi pada pemrosesan data teks secara *real-time* dan integrasi *chatbot* [11]. Tujuan dari metode ini adalah merancang dan mengimplementasikan sistem deteksi banjir otomatis berdasarkan informasi yang diperoleh dari media sosial (*Twitter/X*) serta menyampaikan hasilnya kepada masyarakat melalui *WhatsApp chatbot*. Berikut merupakan alur penelitian yang disajikan dalam bentuk *flowchart* pada gambar



Gambar 1. Flowchart

Berikut merupakan penjelasan dari alur penelitian pada gambar 1.

1. Studi Literatur

Studi literatur merupakan proses mencari dan memahami penelitian terdahulu dengan topik serupa.

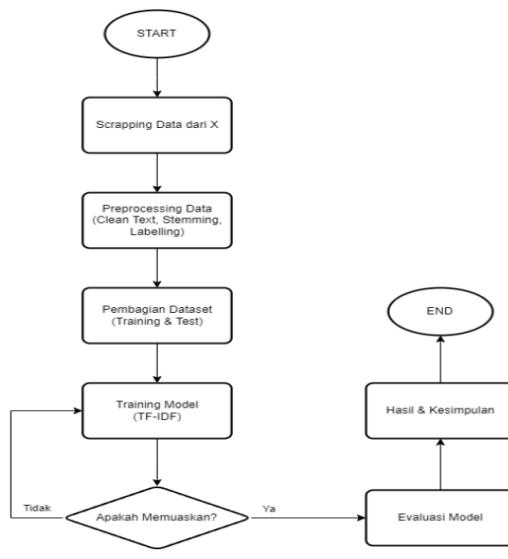
2. Merumuskan masalah dan tujuan penelitian. Setelah melakukan studi literatur akan ditemukan beberapa kekurangan atau hal yang dapat dikembangkan dari penelitian sebelumnya, temuan ini dijadikan sebagai rumusan masalah dan tujuan penelitian.
3. Pemodelan Sistem Ada pemodelan sistem, merupakan tahap pembuatan desain model klasifikasi dan alur sistem.
4. Pembuatan Model. Pembuatan model LLM klasifikasi menggunakan algoritma *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Terdapat kondisi bila hasil pembuatan atau pelatihan model belum memuaskan maka akan dilakukan pelatihan kembali.
5. Integrasi model dengan *Chatbot Whatsapp*. Bila hasil pelatihan memuaskan selanjutnya langkah integrasi dengan *chatbot Whatsapp*.
6. Tes integrasi *chatbot* dengan model. Bagian ini merupakan tes integrasi antara *chatbot* dan model klasifikasi dengan melakukan tes chat secara langsung.
7. Pembuatan laporan penelitian. Bagian ini merupakan pembuatan laporan dan jurnal penelitian.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pemodelan Sistem

a. Pembuatan Model Klasifikasi

Sebelum melakukan implementasi dan mendapatkan hasil penelitian, lebih baik merancang model klasifikasinya terlebih dahulu yang disajikan pada gambar 2.



Gambar 2. Flowchart

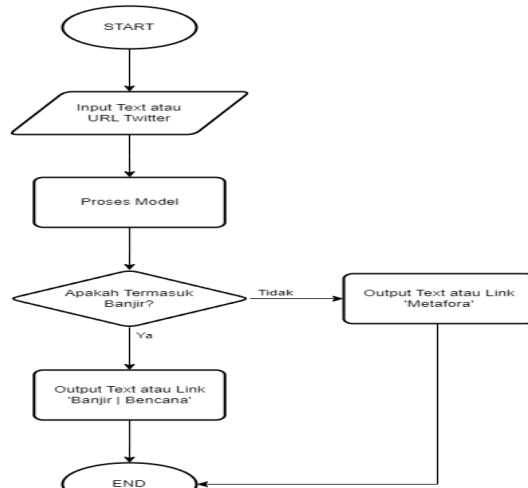
Berikut merupakan penjelasan dari alur pemodelan klasifikasi:

1. *Scrapping data* dari X
Mengambil data *tweet* mentah yang akan dijadikan dataset.
2. *Preprocessing data*
Dataset yang sudah diambil dilakukan *preprocessing data*. *Clean Text* dilakukan untuk membersihkan dataset dari karakter spesial, *hashtag*, dll, *Stemming* merupakan langkah transformasi kata kerja ke kata dasar (misalnya “bekerja” menjadi “kerja”) menggunakan library Sastrawi, *Labelling* dilakukan *labelling* secara otomatis untuk mengindikasikan apakah suatu *tweet* merupakan banjir atau metafora.
3. *Pembagian Dataset*
Dataset dibagi dengan rasio 80% untuk data training dan 20% untuk tes.
4. *Training Model*
Data training yang telah dibagi sebelumnya akan diolah dengan algoritma TF-IDF agar menjadi model klasifikasi. Dicek apakah memuaskan hasil training, bila **tidak** maka latih kembali model, bila **ya** maka evaluasi model.
5. *Evaluasi model*
Model dengan hasil yang baik dievaluasi dengan *performance score* untuk mengetahui seberapa akurat model tersebut.
6. *Hasil dan Kesimpulan*
Setelah itu hasil dan kesimpulan dibuat untuk laporan.

b. *Alur Sistem*

Dalam pembuatan sistem penting untuk merumuskan bagaimana suatu sistem dapat bekerja. Berikut merupakan alur sistem

penelitian ini yang disajikan menggunakan *flowchart* pada gambar 3.



Gambar 3. Flowchart Alur Sistem

Berikut merupakan penjelasan dari alur sistem dalam penelitian ini

1. *Input Text atau URL Twitter*, pengguna dapat memasukan konten teks atau link tweet secara langsung kedalam *chatbot*.
2. Proses model, *chatbot* dengan model klasifikasi berbasis algoritma TF-IDF akan menentukan apakah input yang diberikan termasuk kedalam banjir atau metafora.
3. Bila termasuk banjir maka output banjir akan menjadi respon dari bot, bila tidak maka responnya adalah metafora.

3.2 Hasil Penelitian

Penelitian ini menggunakan algoritma *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) merupakan salah satu teknik pengolahan teks (*text mining*) dan *Natural Language Processing* (NLP). Algoritma ini bertujuan untuk melakukan evaluasi terhadap suatu kata (*term*) dalam suatu dokumen. Terdapat dua faktor utama dalam algoritma TF-IDF antara lain.

1. *Term Frequency* (TF), digunakan untuk mengukur seberapa sering suatu kata muncul dalam sebuah dokumen. Secara umum TF diukur dengan melakukan perhitungan antara jumlah kemunculan kata yang dibagi dengan total kata. TF ini dapat disesuaikan dengan beberapa kasus yang lebih kompleks agar pencarian kata lebih optimal.
2. *Inverse Document Frequency* (IDF), digunakan untuk mengukur seberapa penting suatu kata dalam sebuah dokumen. Kata yang jarang muncul lebih sering

memiliki nilai IDF yang lebih tinggi. IDF diukur dengan cara melakukan perhitungan dengan membagi jumlah total dokumen dalam library dengan jumlah dokumen yang mengandung kata yang dipilih.

Dua faktor tersebut dikalikan yang menghasilkan bobot kata (*term weight*) pada setiap kata dalam dokumen [12]. Bobot ini mencerminkan pentingnya sebuah kata dalam dokumen. TF-IDF memiliki rumus sebagai berikut:

$$tf(t, d) = \frac{f_{t,d}}{\sum_{t' \in d} f_{t',d}}$$

$$idf(t, d) = \log \left(\frac{N}{df(t)} \right)$$

$$tfidf(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t)$$

Gambar 4. Rumus TF-IDF

Keterangan:

- D : dokumen ke-d
- t : kata (*term*) ke-t dari dokumen
- tfidf: bobot kata ke-d terhadap kata (*term*) ke-t
- tf : jumlah kemunculan kata (*term*) i dalam dokumen
- idf : *Inversed Document Frequency*
- df : banyak dokumen yang mengandung kata (*term*)

Pada implementasi klasifikasi TF-IDF ini juga dibantu dengan *Logistic Regression* dalam kode python dilakukan dengan parameter pada gambar 5 berikut:

1. “ngram_range = (1, 2)” parameter ini menentukan algoritma TF-IDF akan mempertimbangkan *unigram* (kata tunggal) dan *bigram* (pasangan kata berurutan). Misalnya terdapat teks “banjir bandang”, maka akan dihasilkan fitur untuk “banjir”, “bandang”, dan “banjir bandang”. Ini berguna agar model dapat menangkap konteks serta makna yang lebih baik dari teks yang diolah.
2. *Logistic Regression* digunakan untuk klasifikasi linier meskipun namanya mengandung kata “regresi”. Parameter yang digunakan adalah “random_state=42”, ini bertujuan untuk melakukan pengacakan internal yang digunakan oleh algoritma, “C=1.0” parameter regularisasi *inverse* untuk mencegah *overfitting*, “solver=liblinear” parameter untuk optimasi komputasi dimana cocok untuk dataset kecil dan menengah.

Hasil penelitian pada gambar 6 menunjukkan performa model evaluasi yang digunakan yaitu berupa *precision*, *recall*, dan *F1-score* yaitu dengan data sebagai berikut:

1. Bencana (menunjukkan *precision* 0.98, *recall* 0.91, *F1-score* 0.94 dengan 121 sampel)
2. Metafora (menunjukkan *precision* 0.94, *recall* 0.99, *F1-score* 0.97 dengan 191 sampel)

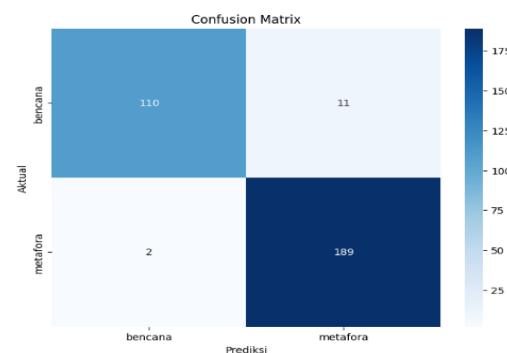
Dari data diatas diperoleh akurasi secara keseluruhan adalah 0.96 atau 96%. Untuk lebih jelasnya ditunjukkan pada tabel 1 dibawah ini.

Tabel 1 Evaluasi Model

Klasifikasi	Precision	Recall	F1-Score
Bencana	0.98	0.91	0.94
Metafora	0.94	0.99	0.97

Macro dan *weighted average* juga menunjukkan skor 0.96 atau 96% untuk semua metrik.

Hasil ini menunjukkan bahwa model sangat akurat dalam membedakan konteks banjir, dengan performa yang lebih baik pada kategori metafora yaitu *recall* 0.99 atau 99%. *Precision* tinggi pada kelas bencana (0.98) menunjukkan bahwa model jarang salah mengklasifikasikan tweet non bencana sebagai bencana, sedangkan *recall* tinggi pada kelas metafora (0.99) menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi hampir semua tweet metafora dengan benar.



Gambar 5 Confusion Matrix klasifikasi tweet banjir

Pada gambar 5 merupakan *confusion matrix* yang bertujuan untuk memetakan hasil antara prediksi dengan aktual yang terjadi. Terdapat 110 prediksi bencana yang ternyata memang bencana, kemudian terdapat 2 prediksi bencana namun aktualnya adalah metafora, kemudian terdapat 11

prediksi metafora namun nyatanya termasuk ke dalam bencana, dan terdapat 109 prediksi metafora dan memang nyatanya metafora.

Pada saat pengujian prediksi *tweet* baru, ditemukan bahwa model berhasil mengklasifikasikan *tweet* dengan probabilitas yang konsisten pada konteks *tweet* yang dituliskan. Contohnya pada gambar 6 berikut:



Gambar 6. Hasil Tes Pada Tampilan Sederhana



Gambar 7. Tampilan Chatboot

Pada gambar 7 pemodelan menunjukkan bahwa model mampu membedakan konteks banjir dengan baik, terutama pada kasus tertentu seperti *tweet* dengan kata "air mata" (metafora) atau "bandang" dan "rob" (bencana). Probabilitas tinggi pada sebagian besar prediksi menunjukkan kepercayaan model yang kuat terhadap klasifikasi yang telah dihasilkan.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem deteksi banjir berbasis model bahasa besar yang memanfaatkan data dari *platform Twitter/X*, dengan integrasi antarmuka *chatbot WhatsApp*

untuk meningkatkan aksesibilitas informasi. Sistem ini menggunakan pendekatan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk ekstraksi fitur dan model klasifikasi teks untuk membedakan laporan banjir dalam konteks bencana (literal) dan metafora (kiasan). Berikut adalah poin-poin utama dari temuan penelitian:

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem deteksi banjir berbasis model bahasa besar yang memanfaatkan data dari *platform Twitter/X*, dengan integrasi antarmuka *chatbot WhatsApp* untuk meningkatkan aksesibilitas informasi. Sistem ini menggunakan pendekatan TF-IDF untuk ekstraksi fitur dan model klasifikasi teks untuk membedakan laporan banjir dalam konteks bencana (literal) dan metafora (kiasan). Berikut adalah poin-poin utama dari temuan penelitian:

1. Model klasifikasi teks mencapai akurasi keseluruhan sebesar 96%, dengan *precision* 0.98 untuk kelas bencana dan 0.94 untuk kelas metafora, serta *F1-score* masing-masing 0.94 dan 0.97. Hasil ini menunjukkan bahwa model efektif dalam mengidentifikasi konteks banjir dengan tingkat keandalan yang tinggi, sebagaimana dibuktikan oleh evaluasi metrik standar [13].
2. Pengujian pada *tweet* baru menunjukkan bahwa model mampu membedakan konteks dengan akurat, seperti mengklasifikasikan "Banjir rob merendam ratusan rumah" sebagai bencana (probabilitas 94.88%) dan "Aku nangis sampe banjir air mata" sebagai metafora (probabilitas 99.02%). Hal ini menegaskan kemampuan model untuk menangani ambiguitas bahasa dalam konteks bahasa Indonesia [14].
3. Integrasi model ke dalam *chatbot WhatsApp* memungkinkan analisis teks secara *real-time* oleh pengguna non-teknis, seperti masyarakat umum atau petugas lapangan. Simulasi *chatbot* menunjukkan hasil yang konsisten dengan prediksi model, meningkatkan potensi penerapan sistem di lapangan [5].
4. Sistem ini relevan dalam konteks Indonesia, yang sering dilanda banjir, dengan menyediakan alat untuk pemantauan *real-time* yang dapat mendukung respons cepat oleh badan penanggulangan bencana. Pendekatan ini sejalan dengan kebutuhan akan sistem peringatan dini yang efektif.
5. Penelitian ini memperkaya literatur tentang penerapan NLP dalam bahasa Indonesia, khususnya untuk deteksi bencana, yang masih terbatas dibandingkan dengan bahasa Inggris. Dengan fokus pada ambiguitas

bahasa lokal, penelitian ini memberikan wawasan baru tentang pengembangan teknologi NLP yang kontekstual [15].

4.2 Saran

Setiap penelitian perlu memiliki saran agar penelitian ini dapat dikembangkan oleh peneliti berikutnya. Berikut saran dari penelitian ini adalah:

1. Mengintegrasikan sistem tersebut dengan infrastruktur peringatan dini yang sudah ada, seperti sistem pemantauan cuaca atau sensor banjir, untuk menciptakan solusi yang lebih komprehensif.
2. Mengembangkan model yang mendukung analisis multibahasa untuk menangani *tweet* dalam bahasa Inggris atau bahasa daerah lainnya yang sering muncul di *Twitter/X*.
3. Melakukan edukasi dan sosialisasi kepada pemangku kepentingan dengan melakukan pelatihan dan sosialisasi kepada petugas bencana, relawan, dan masyarakat umum tentang cara menggunakan *chatbot* ini untuk memaksimalkan manfaatnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. I. Jony and A. Woodley, "Flood Detection in Twitter Using a Novel Learning Method for Neural Networks".
- [2] M. Hanif, M. A. Tahir, M. Khan, and M. Rafi, "Flood detection using Social Media Data and Spectral Regression based Kernel Discriminant Analysis".
- [3] B. Jongman, J. Wagemaker, B. R. Romero, and E. C. De Perez, "Early Flood Detection for Rapid Humanitarian Response: Harnessing Near Real-Time Satellite and Twitter Signals," *ISPRS Int. J. Geo-Inf.*, vol. 4, no. 4, Art. no. 4, Dec. 2015, doi: 10.3390/ijgi4042246.
- [4] N. Said, K. Ahmad, A. Gul, N. Ahmad, and A. Al-Fuqaha, "Floods Detection in Twitter Text and Images," Nov. 30, 2020, *arXiv*: arXiv:2011.14943. doi: 10.48550/arXiv.2011.14943.
- [5] C. Caragea, A. Silvescu, and A. H. Tapia, "Identifying Informative Messages in Disaster Events using Convolutional Neural Networks," 2016.
- [6] P. Chaudhary, S. D'Aronco, J. P. Leitão, K. Schindler, and J. D. Wegner, "Water level prediction from social media images with a multi-task ranking approach," *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 167, pp. 252–262, Sep. 2020, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2020.07.003.
- [7] J. Zhu *et al.*, "A flood knowledge-constrained large language model interactable with GIS: enhancing public risk perception of floods (Used)," *Int. J. Geogr. Inf. Sci.*, vol. 38, no. 4, pp. 603–625, Apr. 2024, doi: 10.1080/13658816.2024.2306167.
- [8] L. Addison, A. Hosang, T.-A. Tuitt, K. Manohar, and P. Hosein, "A LLM-Based Platform for Flood Risk Education and Weather Alerts in SIDS (Used)," in 2024 *IEEE International Conference on Technology Management, Operations and Decisions (ICTMOD)*, Sharjah, United Arab Emirates: IEEE, Nov. 2024, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICTMOD63116.2024.10878134.
- [9] F. Alam *et al.*, "Flood Detection via Twitter Streams using Textual and Visual Features (Used)," 2020, *arXiv*. doi: 10.48550/ARXIV.2011.14944.
- [10] H. Riza, E. W. Santoso, I. Gunawan Tejakusuma, and F. Prawiradisastra, "Advancing Flood Disaster Mitigation in Indonesia Using Machine Learning Methods (Used)," in 2020 *International Conference on ICT for Smart Society (ICISS)*, Bandung, Indonesia: IEEE, Nov. 2020, pp. 1–4. doi: 10.1109/ICISS50791.2020.9307561.
- [11] "Anisa Buku Metodologi Penelitian Kuantitatif.pdf." Accessed: Jul. 13, 2025. [Online]. Available: <https://repository.unugiri.ac.id:8443/id/eprint/4881/1/Anisa%20Buku%20Metodologi%20Penelitian%20Kuantitatif.pdf>
- [12] D. Septiani and I. Isabela, "ANALISIS TERM FREQUENCY INVERSE DOCUMENT FREQUENCY (TF-IDF) DALAM TEMU KEMBALI INFORMASI PADA DOKUMEN TEKS," *Sist. Dan Teknol. Inf.*

Indones. SINTESIA, vol. 1, no. 2,
Art. no. 2, 2022.

- [13] D. M. W. Powers, “Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation,” Oct. 11, 2020, *arXiv*: arXiv:2010.16061. doi: 10.48550/arXiv.2010.16061.
- [14] F. Alam, F. Ofli, and M. Imran, “CrisisMMD: Multimodal Twitter Datasets from Natural Disasters,” May 02, 2018, *arXiv*: arXiv:1805.00713. doi: 10.48550/arXiv.1805.00713.
- [15] M. Imran, C. Castillo, F. Diaz, and S. Vieweg, “Processing Social Media Messages in Mass Emergency: A Survey,” *ACM Comput. Surv.*, vol. 47, no. 4, pp. 1–38, Jul. 2015, doi: 10.1145/2771588.