

Klasifikasi Dataset Teks Pengaduan Masyarakat Terhadap Pemerintah di Sosial Media Menggunakan *Logistic Regression*

Mariana Purba^{1a}, Sri Dianing Asri^{2b}, Vina Ayumi^{3c}, Umnny Salamah^{4d}, Lemi Iryani^{5e}

^{1,5}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sjakhyakirti, Palembang, Indonesia

^{2,3}Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Dian Nusantara, Jakarta, Indonesia

⁴Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana, Jakarta, Indonesia

^amariana_purba@unisti.ac.id, ^bsri.dianing.asri@dosen.undira.ac.id, ^cvina.ayumi@dosen.undira.ac.id,

^dumnny.salamah@mercubuana.ac.id, ^elemiiryani@unisti.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2024-01-09

Revised, 2024-01-10

Accepted, 2024-01-31

Kata Kunci:

Logistic regression

Pengaduan masyarakat

Sosial media

Klasifikasi

ABSTRAK

Di era teknologi saat ini, salah satu media sosial yang banyak digunakan dalam berinteraksi dan memberikan opini, pengaduan masyarakat, serta saran adalah Twitter. Dalam bidang pemerintahan, tweet yang mengandung opini atau pengaduan masyarakat terhadap suatu layanan atau program organisasi dapat digunakan sebagai umpan balik untuk memperbaiki atau meningkatkan kualitas layanan. Penelitian ini berfokus pada klasifikasi tweet untuk membedakan tweet yang tergolong pengaduan masyarakat atau non-pengaduan masyarakat dengan menerapkan algoritma pemelajaran mesin yaitu logistic regression (LR). Tahap dari penelitian ini antara lain crawling dan labeling dataset, pre-processing, pemodelan menggunakan classifier logistic regression, serta evaluasi kinerja classifier. Tahapan dalam penelitian ini seperti preprocessing, klasifikasi dan evaluasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan scikit-learn library. Berdasarkan hasil eksperimen, model penelitian dengan menggunakan fitur ekstraksi CountVectorizer mencapai kinerja yang lebih baik daripada TfifdVectorizer. Eksperimen dengan menggunakan ekstraksi fitur TfifdVectorizer mencapai akurasi 92% (F1 score: 0.9181, precision: 0.9191 recall: 0.9181, kappa: 0.8363) sedangkan menggunakan akurasi CountVectorizer mencapai 94% (F1 score: 0.9355, precision: 0.9406, recall: 0.9356, kappa: 0.8715).

ABSTRACT

Keywords:

Logistic regression

Community complaints

Social Media

Classification

In the current technological era, one of the most widely used social media in interacting and providing opinions, complaints and suggestions is Twitter. In the field of government, tweets that contain opinions or complaints about an organization's services or programs can be used as feedback to improve service quality. This study focuses on the classification of tweets to distinguish tweets that are classified as complaints or non-complaints by applying machine learning algorithms, namely logistic regression (LR). The stages of this research include crawling and labeling the dataset, pre-processing, modeling using classifier logistic regression, and evaluating classifier performance. Stages in this research such as preprocessing, classification and evaluation are carried out using the Python programming language with the help of the scikit-learn library. Based on experimental results, the research model using the feature extraction CountVectorizer achieves better performance than TfifdVectorizer. Experiments using the feature extraction TfifdVectorizer achieved an accuracy of 92% (F1 score: 0.9181, precision: 0.9191 recall: 0.9181, kappa: 0.8363) while using CountVectorizer accuracy reached 94% (F1 score: 0.9355, precision: 0.9406, recall: 0.9356, kappa: 0.8715).

This is an open access article under the CC BY-SA license.



Penulis Korespondensi:

Mariana Purba,
Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Sjakhyakirti, Palembang, Indonesia
Email: mariana_purba@unisti.ac.id

1. PENDAHULUAN

Teknologi telah banyak mendukung dalam pengembangan media sosial dan mengubah cara komunikasi dan interaksi masyarakat [1]–[14]. Media sosial, sebagai produk dari kemajuan teknologi, telah menjadi alat yang ampuh untuk diplomasi publik, memungkinkan masyarakat untuk menyampaikan ideologi atau pengaduan secara efektif [15]–[17]. Ini telah memfasilitasi pertukaran informasi yang cepat, mendorong dialog, dan keterlibatan dengan para pemangku kepentingan, yang pada akhirnya meningkatkan strategi komunikasi lembaga publik [18]–[21]. Selain itu, media sosial telah membuka jalan untuk pertukaran budaya, berbagi pengetahuan, dan pembelajaran, memberikan kontribusi signifikan terhadap perkembangan budaya manusia [22], [23]. Meluasnya penggunaan media sosial juga telah mempengaruhi dinamika masyarakat, memberdayakan individu untuk berpartisipasi aktif dalam berbagai gerakan dan membentuk keputusan atau kebijakan pemerintah [24]–[27].

Teknologi telah berperan dalam membentuk media sosial menjadi platform global yang memengaruhi opini publik, hubungan internasional, dan pembangunan masyarakat. Salah satu media sosial yang banyak digunakan oleh masyarakat dalam berinteraksi dan memberikan opini, pengaduan masyarakat, serta saran adalah Twitter. Twitter adalah media *microblogging* dimana pengguna dapat menuliskan pesan singkat yang disebut dengan “*tweet*” [28], [29]. Dari *tweet* yang mengandung opini atau pengaduan masyarakat terhadap suatu layanan atau program yang dilakukan oleh suatu organisasi, dapat digunakan sebagai umpan balik bagi organisasi tersebut agar dapat melakukan respon untuk memperbaiki atau meningkatkan kualitas layanan [30].

Penelitian bertujuan untuk melakukan klasifikasi *tweet* secara otomatis untuk membedakan *tweet* yang tergolong pengaduan masyarakat atau non-pengaduan masyarakat dengan menerapkan algoritma pemelajaran mesin yaitu *logistic regression* (LR) sebagai algoritma klasifier.

Logistic regression merupakan salah satu algoritma pemelajaran mesin untuk prediksi dimana output atau target berupa kategorikal. Seperti halnya teks klasifikasi disini yang mengklasifikasikan teks ke dalam dua kelas (1,-1) yaitu pengaduan masyarakat dan non-pengaduan masyarakat [31], [32]. Algoritma ini telah banyak digunakan dalam berbagai masalah *data mining* dan pembelajaran mesin dimana LR mendeskripsikan antara variabel respon dengan satu atau beberapa variabel prediktornya [31], [33], [34].

Beberapa penelitian telah mengusulkan algoritma *Logistic regression* (LR) dalam menyelesaikan masalah-masalah spesifik. Penelitian berbasis teks diantaranya [35], mengusulkan prediksi teks menggunakan analisis sentiment twitter, penelitian tersebut membandingkan algoritma Linear Regression, Logistic Regression, SVM, dan SOFNN. Penelitian [36] mengusulkan ensamble learning Multinomial Naïve Bayes, SVM, Random Forest, dan Logistic Regression untuk meningkatkan akurasi klasifikasi pada *tweet sentiment analysis*.

Penelitian yang berhubungan dengan klasifikasi teks pada data twitter diantaranya adalah [37] mengusulkan klasifikasi karakteristik pengguna twitter berdasarkan informasi pada twitter feed mereka seperti *user behavior*, *network structure* dan konten linguistik. Pada penelitian ini dilakukan eksperimen untuk mendeteksi tiga karakteristik user yaitu afiliasi politik, etnik, dan keterkaitan dan ketertarikan pada bisnis. Penelitian lain terkait twitter sentiment classification diantaranya [38] mengusulkan analisis reputasi brand provider telepon seluler berdasarkan sentiment pada twitter. Penelitian ini membandingkan tiga algoritma klasifikasi berbeda yaitu Naïve Bayes, Support Vector Machine, dan Decision Tree. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh [29] mengusulkan *tax complaint classification* pada *twitter* menggunakan *text mining*. Penelitian ini secara otomatis mengklasifikasi suatu *tweet* apakah mengandung complain atau tidak dengan menggunakan metode klasifikasi seperti SVM, Naïve Bayes, dan Decision Tree.

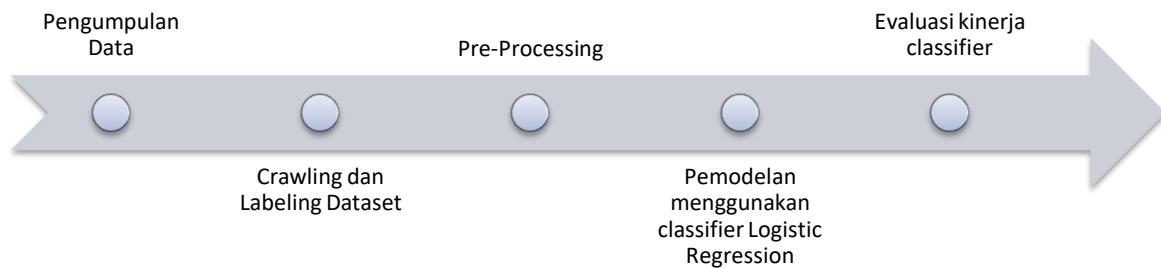
Berdasarkan latar belakang, penelitian ini mengusulkan klasifikasi teks pada domain sosial media dengan menggunakan algoritma *logistic regression*. Diharapkan penelitian ini dapat berguna untuk pemerintah dalam menanggapi tweet-tweet pengaduan masyarakat yang ditujukan kepada pemerintah secara cepat dan efisien.

2. METODE PENELITIAN

Tahap pertama dari penelitian ini dilakukan dengan cara mengumpulkan dataset dengan cara melakukan *crawling* data dari sosial media yang mengandung kata kunci “kelautan”, “perikanan”, “kementerian kelautan dan perikanan republik Indonesia”. Data yang digunakan pada penelitian ini baik data latih dan data uji adalah data teks pesan singkat (*tweet*) yang berasal dari media sosial microblogging Twitter. Data ini diperoleh dengan cara *crawling* menggunakan Twitter API untuk tweet-tweet yang mengandung kata kunci “kelautan”, “perikanan”, “kementerian kelautan dan perikanan republik Indonesia”.

Selanjutnya dataset yang sudah dikumpulkan diberi label sesuai konteks masing-masing data teks, dan dilanjutkan dilakukan pre-processing dengan cara menghilangkan kata-kata yang tidak penting dari data teks tersebut (*stop-word removal*). Tahap ketiga yaitu melakukan klasifikasi dengan menggunakan menggunakan *classifier logistic regression*. Algoritma ini merupakan pengembangan dari teknik linear regresi untuk situasi dimana output berupa variable kategorikal. *Logistic Regression* telah banyak digunakan dalam berbagai

masalah *data mining* dan pemelajaran mesin dimana LR mendeskripsikan antara variabel respon dengan satu atau beberapa variabel prediktornya. Tahap terakhir dilakukan evaluasi bagaimana kinerja classifier *logistic regression* dalam melakukan klasifikasi data teks tweet pengaduan masyarakat terhadap pemerintahan. Eksperimen penelitian akan dilakukan melalui empat tahapan penelitian seperti yang terlihat pada **Gambar 1**.



Gambar 1 Metode Penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahapan dalam penelitian ini seperti preprocessing, klasifikasi dan evaluasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan *scikit-learn library*. Tahap *preprocessing* dilakukan dengan menghapus kata-kata *stopwords* dan mengekstraksi fitur menggunakan TfIdfVectorizer dan CountVectorizer dengan menggunakan fungsi ekstraksi fitur yang ada di *scikit-learn library*. Tahap klasifikasi pada tahap ini dilakukan dengan menggunakan klasifier *logistic regression* yang ada di *scikit-learn library*. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan *cross validation* dimana persentase sampel pelatihan 70% dan sampel pengujian 30%. Dalam penelitian ini, hasil fitur yang diekstrak menggunakan TfIdfVectorizer dan CountVectorizer pada langkah sebelumnya digunakan untuk membandingkan model terbaik. Hasil evaluasi kinerja untuk Logistic Regression menggunakan ekstraksi fitur TfIdfVectorizer dan CountVectorizer ditampilkan pada **Tabel 1**.

Tabel 1 Hasil Ekstraksi Fitur

Fitur	Akurasi	F1 score	Precision	Recall	Kappa
Tfidf	0.9181	0.9181	0.9191	0.9181	0.8363
Count	0.9356	0.9355	0.9406	0.9356	0.8715

Dari hasil eksperimen menunjukkan bahwa algoritma *logistic regression* menggunakan ekstraksi fitur CountVectorizer mencapai kinerja yang lebih baik daripada ekstraksi fitur TfIdfVectorizer. Sedangkan untuk nilai precision, recall, and f1-score untuk setiap kelas TfIdf Vectorizer dapat dilihat pada **Tabel 2**.

Tabel 2 Nilai Precision, recall, and f1-score untuk TfIdfVectorizer

class	precision	recall	F1-score
0	0.94	0.90	0.92
1	0.90	0.94	0.92
average	0.92	0.92	0.92

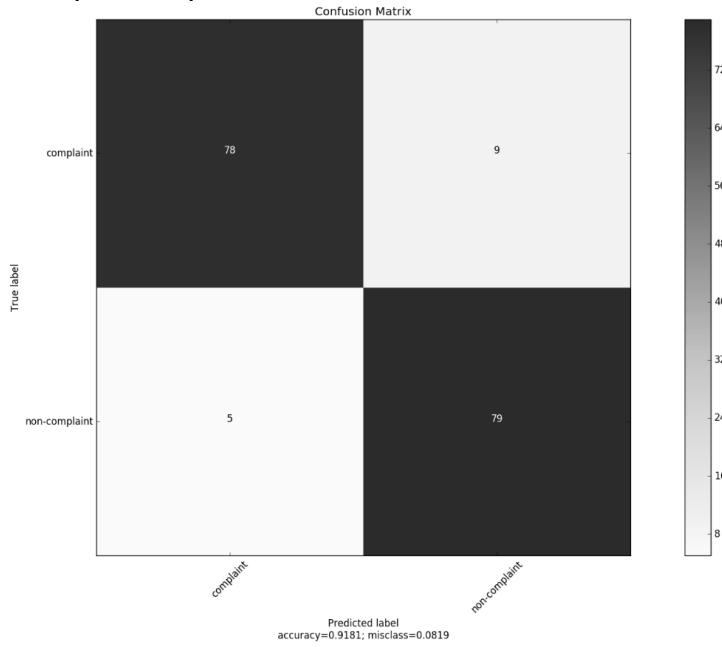
Untuk nilai precision, recall, and f1-score dari hasil ekstraksi fitur menggunakan CountVectorizer dapat dilihat pada **Tabel 3**.

Tabel 3 Nilai precision, recall dan f1-score untuk fitur CountVectorizer

class	precision	recall	F1-score
0	0.99	0.89	0.93
1	0.89	0.99	0.94
average	0.94	0.94	0.92

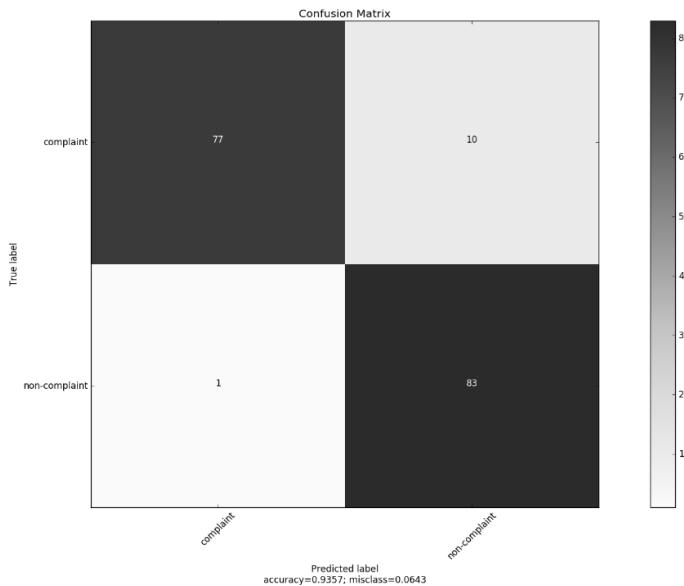
Untuk melihat rincian hasil perhitungan akurasi dapat dilihat menggunakan *confusion matrix*. Dalam penelitian ini *confusion matrix* ditampilkan untuk masing-masing fitur ekstraksi. Untuk confusion matrix

model logistic regression menggunakan TfifdVectorizer dapat dilihat pada **Gambar 2** sedangkan model dengan CountVectorizer dapat dilihat pada **Gambar 3**.



Gambar 2 Confusion Matrix TfifdVectorizer

CountVectorizer memudahkan data teks pengaduan masyarakat untuk digunakan secara langsung machine learning seperti klasifikasi teks. Dalam penelitian ini digunakan kelas python dari scikit-learn, CountVectorizer, dapat membantu kita menghitung jumlah kata unik di sejumlah teks teks pengaduan masyarakat dengan mudah. CountVectorizer adalah kelas dalam scikit-learn yang mengubah kumpulan dokumen teks pengaduan masyarakat menjadi matriks numerik jumlah kata atau token. Hasil dari confusion matrix untuk CountVectorizer dapat dilihat pada **Gambar 3**.



Gambar 3 Confusion Matrix CountVectorizer

4. KESIMPULAN

Riset ini bertujuan pada klasifikasi teks berupa tweet untuk membedakan tweet yang tergolong pengaduan masyarakat atau non-pengaduan masyarakat dengan menerapkan algoritma pemelajaran mesin yaitu logistic regression (LR). Pemilihan algoritma sebagai klasifier dikarenakan algoritma ini telah banyak digunakan dalam berbagai masalah data mining dan pembelajaran mesin. Tahap dari penelitian ini antara lain

crawling dan labeling dataset, pre-processing, pemodelan menggunakan classifier logistic regression, serta evaluasi kinerja algoritma. Metodologi dalam penelitian ini seperti preprocessing, klasifikasi dan evaluasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan scikit-learn library. Berdasarkan hasil eksperimen., model penelitian dengan menggunakan fitur ekstraksi CountVectorizer mencapai kinerja yang lebih baik daripada TfidfVectorizer. Ekstraksi fitur menggunakan TfidfVectorizer mencapai akurasi 92% (F1 score: 0.9181, precision: 0.9191 recall: 0.9181, kappa: 0.8363) sedangkan menggunakan CountVectorizer mencapai akurasi 94% (F1 score: 0.9355, precision: 0.9406, recall: 0.9356, kappa: 0.8715).

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Universitas Sjakhyakirti yang telah mendukung pelaksanaan penelitian ini.

REFERENSI

- [1] A. A. Pratama, D. I. Sensuse, and H. Noprisson, “A systematic literature review of business process improvement,” in *Information Technology Systems and Innovation (ICITSI), 2017 International Conference on*, 2017, pp. 26–31.
- [2] A. Edwita, D. I. Sensuse, and H. Noprisson, “Critical success factors of information system development projects,” vol. 2017, pp. 285–290, 2017.
- [3] H. D. Wijaya, W. Gunawan, R. Avrizal, and S. M. Arif, “Designing chatbot for college information management,” *IJISCS (International J. Inf. Syst. Comput. Sci.)*, vol. 4, no. 1, pp. 8–13, 2020.
- [4] M. Purba, E. Ermatita, A. Abdiansah, V. Ayumi, H. Noprisson, and A. Ratnasari, “A Systematic Literature Review of Knowledge Sharing Practices in Academic Institutions,” in *2021 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS)*, 2021, pp. 337–342.
- [5] M. Purba and Y. Yadi, “Implementation Opinion Mining for Extraction Of Opinion Learning in University,” *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 694–699, 2023.
- [6] M. Purba *et al.*, “Effect of Random Splitting and Cross Validation for Indonesian Opinion Mining using Machine Learning Approach,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 13, no. 9, 2022.
- [7] H. Noprisson and Budiyarti, “Aplikasi Manajemen Pemeliharan Produk Perangkat Lunak,” *J. Sci. Appl. Informatics*, vol. 1, no. 2, pp. 41–45, 2018.
- [8] H. Noprisson and M. Utami, “Faktor Pengaruh Purchase Intention Berdasarkan Perspektif Konsumen pada Aplikasi Mobile Online Travel Booking,” *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 3, no. 1, pp. 53–56, 2020.
- [9] H. Noprisson and V. Ayumi, “Implementasi Algoritma Nazief-adriani Pada Fitur Tebak Kata Di Web Edukasi Bahasa Indonesia,” *J. Sci. Appl. Informatics*, vol. 1, no. 1, pp. 18–23, 2018.
- [10] H. Noprisson, “Model Aktivitas Online Learning di Perguruan Tinggi pada Masa Pandemi COVID-19,” *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 4, no. 2, pp. 141–146, 2021.
- [11] U. Salamah, V. K. Aditya, Y. Jumaryadi, V. Ayumi, and H. Noprisson, “Sistem Penjadwalan Pelayanan Perbaikan Komputer Menggunakan Algoritma Round Robin,” *Resolusi Rekayasa Tek. Inform. dan Inf.*, vol. 4, no. 1, pp. 122–131, 2023.
- [12] B. Priambodo, N. Ani, and Y. Jumaryad, “Predict Next User Location to Improve Accuracy of Mobile Advertising,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1175, no. 1, 2019.
- [13] A. Ratnasari, Y. Jumaryadi, and G. Gata, “Sistem Pakar Deteksi Penyakit Ginekologi Menggunakan Metode Forward Chaining,” *Resolusi Rekayasa Tek. Inform. dan Inf.*, vol. 3, no. 5, pp. 321–327, 2023.
- [14] H. D. Wijaya and W. Gunawan, “Implementation of Analytic Network Process Algorithm in E-Lowker System,” *J. Syst. Eng. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 18–26, 2022.
- [15] M. Utami and D. Sunardi, “Pemodelan Arsitektur Mobile Commerce Usaha Mikro Menggunakan EAP Dan Togaf ADM Framework,” *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 2, pp. 290–297, 2020.
- [16] I. Nurhaida *et al.*, “Implementation of Deep Learning Predictor (LSTM) Algorithm for Human Mobility Prediction,” *Int. J. Interact. Mob. Technol.*, vol. 14, no. 18, p. 132, Nov. 2020.
- [17] M. Utami and E. D. Putra, “Analisis dan Perancangan Aplikasi Pelacakan Alumni (Tracer Study) untuk Perguruan Tinggi Swasta di Indonesia,” *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 140–147, 2022.
- [18] H. Noprisson and V. Ayumi, “Implementation of Random Forest for Vehicle Type Classification using Gamma Correction Algorithm,” *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 6, no. 3, pp. 444–450, 2023.
- [19] H. Noprisson, “Identification of Success Factor Models for Information Systems Development Projects,” *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 6, no. 1, pp. 65–70, 2023.
- [20] H. Noprisson, “Enterprise 2.0: Identifying Factors for Technology Adoption Based on Technological, Organizational, Human and Social Dimensions,” *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 6, no. 1,

- pp. 59–64, 2023.
- [21] H. Noprisson, “Fine-Tuning Model Transfer Learning VGG16 Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Tanaman Padi,” *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 5, no. 3, pp. 244–249, 2022.
- [22] H. Noprisson *et al.*, “Influencing factors of knowledge sharing among students in Indonesia higher educational institutions,” in *2016 International Conference on Information Technology Systems and Innovation (ICITSI)*, 2016, pp. 1–6.
- [23] V. Ayumi, H. Noprisson, and N. Ani, “Forest Fire Detection Using Transfer Learning Model with Contrast Enhancement and Data Augmentation,” *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform. JANAPATI*, vol. 13, no. 1, 2024.
- [24] Y. Lin and S. Kant, “Using social media for citizen participation: Contexts, empowerment, and inclusion,” *Sustainability*, vol. 13, no. 12, p. 6635, 2021.
- [25] T. R. Coelho, M. Pozzebon, and M. A. Cunha, “Citizens influencing public policy-making: Resourcing as source of relational power in e-participation platforms,” *Inf. Syst. J.*, vol. 32, no. 2, pp. 344–376, 2022.
- [26] H. Hong and Y. Kim, “What makes people engage in civic activism on social media?,” *Online Inf. Rev.*, vol. 45, no. 3, pp. 562–576, 2021.
- [27] B. Kiss, F. Sekulova, K. Hörschelmann, C. F. Salk, W. Takahashi, and C. Wamsler, “Citizen participation in the governance of nature-based solutions,” *Environ. Policy Gov.*, vol. 32, no. 3, pp. 247–272, 2022.
- [28] B. J. Jansen, M. Zhang, K. Sobel, and A. Chowdury, “Twitter Power: Tweets as Electronic Word of Mouth,” *J. Am. Soc. Inf. Sci. Technol.*, vol. 60, no. 11, pp. 2169–2188, 2009.
- [29] P. Dellia and A. Tjahyanto, “Tax Complaints Classification on Twitter Using Text Mining,” *J. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 11–15, 2017.
- [30] H. Noprisson, N. Husin, M. Utami, Puji Rahayu, Y. G. Sucahyo, and D. I. Sensuse, “The Use of a Mixed Method Approach to Evaluate m-Government Implementation,” in *2016 International Conference on Information Technology Systems and Innovation (ICITSI)*, 2016.
- [31] W. Cheng and E. H'Ullermeier, “Combining instance-based learning and logistic regression for multilabel classification,” *Mach. Learn.*, vol. 76, no. 2–3, pp. 11–225, 2009.
- [32] R. Casanova, S. Saldana, E. Y. Chew, R. P. Danis, C. M. Greven, and W. T. Ambrosius, “Application of random forests methods to diabetic retinopathy classification analyses,” *PLoS One*, vol. 9, no. 6, pp. 1–8, 2014.
- [33] H. Wang, R. Zhu, and P. Ma, “Optimal Subsampling for Large Sample Logistic Regression,” *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 113, no. 522, pp. 829–844, 2018.
- [34] M. Kim, Y. Song, S. Wang, Y. Xia, and X. Jiang, “Secure Logistic Regression Based on Homomorphic Encryption: Design and Evaluation,” *JMIR Med Inf.*, vol. 6, no. 2, p. 19, 2018.
- [35] A. Kirlić, Z. Orhan, A. Hasovic, and M. Kevser-Gokgol, “Stock Market Prediction Using Twitter Sentiment Analysis,” *Invent. J. Res. Technol. Eng. Manag.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–4, 2018.
- [36] N. F. F. DaSilva, E. R. Hruschka, and E. R. H. Jr., “Tweet Sentiment Analysis with Classifier Ensembles,” *Decis. Support Syst. Vol.*, vol. 66, no. 1, pp. 170–179, 2014.
- [37] M. Pennacchiotti and A. Popescu, “A machine learning approach to twitter user classification,” in *Proceedings of the fifth international AAAI conference on weblogs and social media (ICWSM)*, 2011, pp. 281–288.
- [38] N. Azizah, M. Ivan, and I. Budi, “Twitter Sentiment to Analyze Net Brand Reputation of Mobile Phone Providers,” *Procedia - Procedia Comput. Sci.*, vol. 72, pp. 519–526, 2015.