

Pembangunan Model Analisis Sentimen Penerimaan AI pada Masyarakat melalui Komentar di Youtube

Muhammad Rizqi¹, Melani Siyamafiroh², Michael Jonathan Panjaitan³, M. Faris Al Hakim⁴

¹Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Semarang, 50237, mrizqi1909@students.unnes.ac.id

²Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Semarang, 50237, melanisiyamafiroh00@students.unnes.ac.id

³Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Semarang, 50237, michaelpanjaitan13@students.unnes.ac.id

⁴Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Semarang, 50237, farisalhakim@mail.unnes.ac.id

Corresponding Author: Muhammad Rizqi

INTISARI — Kemasifan dari hadirnya AI melatarbelakangi penelitian ini untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap penerimaan AI menggunakan pendekatan *ensemble learning*. Dataset penelitian diambil dari kolom komentar pada beberapa video di kanal Youtube. Dataset dilabeli secara otomatis menggunakan model dari pustaka googlettrans dan transformers yang kemudian dilakukan tahap pra-pemrosesan. Dataset lalu dimasukkan pada proses pemodelan sentimen menggunakan gabungan beberapa algoritma pengklasifikasi, yaitu *Naive Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), *K-Nearest Neighbor* (K-NN), dan *Gradient Boosting* (*ensemble learning*). Tahap selanjutnya mengevaluasi kinerja model dan menguji hasil dengan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, dan F1-score. *Output* pemodelan berupa tiga jenis sentimen masyarakat dalam penelitian ini dengan nilai masing-masing, yaitu 796 sentimen netral, 361 sentimen negatif, dan 243 sentimen positif. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa algoritma *Gradient Boosting* menghasilkan nilai akurasi dan F1-score yang lebih optimal dibandingkan algoritma *Naive Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN) yang dilakukan dengan ekstraksi fitur TF-IDF, yaitu sebesar 0.67 dan 0.62. Selanjutnya, pengujian *Weight Average* untuk semua algoritma menghasilkan nilai akurasi 0.62, nilai presisi 0.68, dan nilai F1-score 0.55. Dampak penelitian ini dapat memberikan tambahan referensi sekaligus penerapan teknik *ensemble learning* dalam pemodelan analisis sentimen. Selain itu hasil analisis sentimen dapat memberikan bahan pertimbangan bagi pihak terkait mengenai pemetaan opini masyarakat terhadap hadirnya teknologi AI.

KATA KUNCI — Analisis sentimen, Artificial Intelligence, Ensemble Learning, Naive Bayes, SVM, K-Nearest Neighbors, Gradient Boosting, Weighted Average.

I. PENDAHULUAN

A. LATAR BELAKANG

Semakin tingginya kompleksitas perkembangan teknologi masa kini menimbulkan beberapa fenomena sosial kemasyarakatan dalam hal menyikapi kemajuan teknologi. Salah satunya adalah kemunculan AI yang dapat diimplementasikan pada berbagai bidang sekaligus penggunaanya berasal dari berbagai kalangan. Diantara berbagai macam AI yang ada, *Generative AI* (GAI) seperti ChatGPT dan DALL-E mendapatkan kepopuleran yang masif akhir-akhir ini.

Sejumlah penelitian mengenai sentimen masyarakat dalam berbagai bidang telah banyak dianalisis oleh banyak pihak. Diantara banyak aspek penelitian analisis sentimen, kami berfokus pada pengklasifikasian sentimen masyarakat terhadap topik penerimaan AI dewasa ini. Untuk memahami persepsi dan pandangan masyarakat terhadap teknologi AI, diperlukan analisis sentimen publik yang dapat mengidentifikasi apakah komentar-komentar yang muncul dalam komunitas online, seperti YouTube, mencerminkan pandangan positif, negatif, atau netral terhadap teknologi AI. Melalui analisis sentimen dengan menggunakan pendekatan *ensemble learning* yang mampu mendapatkan hasil lebih akurat dibandingkan pengklasifikasian tunggal.

Terkait hal tersebut, maka diusulkan proposal ini dengan tujuan untuk menambah tingkat akurasi pemodelan analisis sentimen publik terhadap penerimaan AI pada komunitas YouTube menggunakan metode *ensemble learning*. Teknik *ensemble learning* dalam penelitian ini menggabungkan algoritma *Naive Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), *K-Nearest Neighbor* (K-NN), dan *Gradient Boosting*.

Algoritma *Naive Bayes* didasarkan pada asumsi penyederhanaan bahwa nilai atribut secara kondisional saling bebas jika diberikan nilai output [1]. Algoritma selanjutnya dipilih karena *Support Vector Machine* (SVM) mampu mengidentifikasi *hyperplane* terpisah sehingga dapat memaksimalkan margin antara 2 kelas yang berbeda [2]. Algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) merupakan salah satu algoritma untuk mengklasifikasikan objek data baru terhadap data latih berdasarkan tingkat kemiripan yang paling banyak dan jarak yang terdekat dengan objek data baru tersebut, sehingga dekat atau jauhnya jarak akan menggunakan teknik perhitungan [3]. Analisis *Gradient Boosting* dapat digambarkan sebagai algoritma yang menciptakan model prediksi dari model yang sudah ada beberapa model dasar akan digabungkan untuk membuat model prediksi akhir dengan kerugian yang diminimalkan [4]. Penelitian ini diharapkan mampu menjadi referensi tambahan untuk penelitian yang berkaitan dengan penerapan metode *ensemble learning* dalam analisis sentimen, serta memberikan bahan pertimbangan bagi pihak terkait mengenai pemetaan opini masyarakat terhadap teknologi AI.

B. TUJUAN

Penelitian ini hadir dengan tujuan dibawah ini:

- Menjadi bahan evaluasi dari segi kemasyarakatan untuk keberlanjutan Indonesia dalam perubahan arah teknologi.
- Memberikan pemetaan penerimaan AI pada masyarakat Indonesia sebagai modal awal untuk

menentukan tindakan antisipasi yang terarah pada kebijakan pemerintah selanjutnya.

- Membantu pihak berkepentingan, seperti pengembang teknologi AI, pengambil kebijakan, dan peneliti, dalam memahami faktor-faktor yang mempengaruhi penerimaan teknologi AI di masyarakat.
- Menelusuri metode paling efektif untuk Klasifikasi komentar youtube masyarakat Indonesia mengenai penerimaan AI.
- Memberikan sudut pandang baru mengenai penggunaan metode ensemble learning dalam analisis sentimen.

C. MANFAAT

Hasil dari penelitian ini akan memberikan manfaat seperti :

- Menjadi tolak ukur sentimen masyarakat terhadap tingkat penerimaan teknologi AI baik reaksi penerimaan, penolakan, atau netral.
- memberikan informasi pemetaan sentimen masyarakat untuk data perusahaan maupun pemerintah dalam menentukan layanan/ kebijakan di masa depan.
- Berkontribusi dalam dunia penelitian untuk membuka peluang penelitian lanjutan yang lebih besar dalam bidang analisis sentimen maupun metode *ensemble learning*.

D. BATASAN PENELITIAN

Berikut ini merupakan batasan ruang lingkup penelitian ini:

- Penelitian ini akan difokuskan pada analisis sentimen publik terkait dengan penerimaan teknologi kecerdasan buatan (AI) di Youtube terkhusus Indonesia.
- Data yang akan digunakan dalam penelitian ini terbatas pada komentar-komentar yang dihasilkan oleh pengguna dalam komunitas YouTube yang berkaitan dengan teknologi AI.
- Klasifikasi data yang diusulkan dibagi menjadi 3 kelas sentimen, yaitu sentimen positif, sentimen netral, sentimen negatif.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Sebagai fondasi awal, penelitian terdahulu mampu menambah kredibilitas dan memperkuat teori berdasarkan referensi ilmiah. Perbedaan kondisi dan tujuan penelitian mempengaruhi munculnya berbagai peluang pengembangan lebih lanjut pada penelitian. Adapun hasil penelitian terdahulu yang menjadi bahan rujukan tidak terlepas dari topik penelitian ini.

Pertama, penelitian ini dilakukan oleh Sri Mulyani dan Rice Novita Mahasiswa Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Suska Riau dengan judul *Implementation of Naive Bayes Classifier Algorithm for Classification of Community Sentiment about Depression on Youtube*. Penelitian ini berfokus pada cara mengetahui sentimen publik kepada penderita depresi dengan mengklasifikasikan komentar menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* (NBC) dan dilengkapi metode *Term*

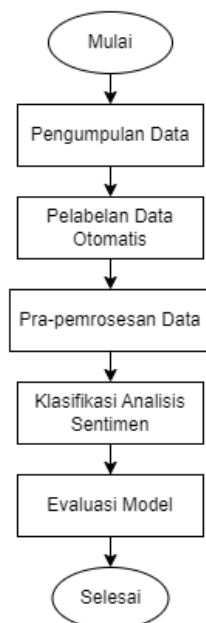
Frequency-inverse Document Frequency (TF-IDF) sebagai metode ekstraksi fitur. Peneliti mengumpulkan sebanyak 4783 data komentar menggunakan metode *Text Mining*. *Text Mining* dijalankan serta dilanjutkan pemrosesan oleh algoritma klasifikasi yang pada penelitian ini menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* (NBC). Pada penelitian sentimen analisis lainnya algoritma NBC disandingkan dengan dua algoritma lain seperti *Decision Tree* dan *Random Forest Algorithm*, dan pada penelitian kali ini pun NBC masih unggul dengan akurasi 84.43%. Hasil analisis sentimen didominasi oleh sentimen positif sebesar 93,31% kemudian disusul oleh komentar negatif sebanyak 6,68% sedangkan sentimen netral 0%, dan didapatkan keakuratan algoritma NBC sebesar 84.11% [5].

Kedua, berdasarkan penelitian yang pernah dilakukan oleh Uce Indahyanti, Nuril Lutvi Azizah, Hamzah Setiawan Mahasiswa Program Studi Informatika, Fakultas Sains & Teknologi, Universitas Muhammadiyah. Judul penelitian ini adalah *Pendekatan Ensemble Learning Untuk Meningkatkan Akurasi Prediksi Kinerja Akademik Mahasiswa*. Mereka menggunakan gabungan beberapa algoritma pengklasifikasi yaitu *Decision Tree*, *Random Forest*, dan *AdaBoost (ensemble learning)*. Dengan tahapan evaluasi kinerja model dan menganalisis hasil prediksi menggunakan teknik *root mean square error* (RMSE). *Output* pemodelan berupa tiga level prediksi kinerja akademik (kelulusan mahasiswa) dalam sebuah *course/semester*, yaitu *low-level*, *middle-level*, dan *high-level*. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa algoritma RF menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan algoritma *Decision Tree* dan *AdaBoost*, yaitu sebesar 75.79%, dengan RMSE mendekati 0 yaitu 0.44 [6].

Ketiga, penelitian berikutnya dilakukan oleh Meliana Kusuma Pangkasidhi, Henry Novianus Palit, dan Andre Gunawan Mahasiswa Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Kristen Petra. Penelitian ini mengangkat judul *Analisis Sentimen Mahasiswa di Surabaya Terhadap Pelayanan Vaksinasi COVID-19 Menggunakan Beberapa Classifier*. Penelitian ini menggunakan algoritma *Naive Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, dan *Light Gradient Boosting Machine* (LGBM) untuk melakukan klasifikasi teks dan dibandingkan performanya menggunakan *evaluation metrics*. Hasil analisis data opini terhadap pelayanan vaksinasi COVID-19 bahwa para responden memberikan respon positif pada pelayanan vaksinasi yang diberikan. Selain itu, terdapat juga kenaikan kualitas pelayanan vaksinasi dengan kenaikan sentimen positif dan penurunan sentimen negatif pada dosis 2 vaksinasi. Pada dosis pertama, terdapat sejumlah 1227 data positif dari seluruh aspek dan 293 data negatif. Sedangkan dosis kedua memiliki 1267 data positif dan 198 data negatif. Secara keseluruhan, model terbaik untuk melakukan klasifikasi aspek dan sentimen pada dua jenis dataset adalah RF [7].

III. METODE PENELITIAN

Topik penerimaan teknologi AI pada kanal YouTube dapat dilihat dari opini masyarakat pada kolom komentar, sehingga dapat dijadikan bahan analisis sentimen. Analisis sentimen bisa dibilang sebagai penambangan opini dan dalam penelitian ini berpusat pada opini positif dan opini negatif [8].



Gambar 1. Diagram Alir Metode Penelitian

Tahapan penelitian sesuai pada diagram alir atau rancangan, dimulai dari pengumpulan data, pelabelan data, pra-pemrosesan data, pengelompokan sentimen dan klasifikasi sentimen, sampai dengan evaluasi model.

A. PENGUMPULAN DATA

Dataset yang digunakan berisi sentimen dari masyarakat Indonesia terkait penerimaan AI melalui komentar di Youtube. Tim peneliti mengumpulkan sejumlah data berupa komentar pada kanal Youtube dengan pembahasan mengenai isu kemunculan teknologi AI menggunakan *tools* Youtube Comment Downloader. Dataset sendiri berasal dari video:

JUDUL VIDEO YOUTUBE

- 1 Titik Kritis Kecerdasan Buatan Telah Terlewat! Generative AI Mengancam Peradaban
- 2 AI Sama Sekali Nggak Seperti Yang Kalian Kira
- 3 Babak Baru: AI - Kemajuan AI, Kemusnahan Manusia
- 4 Peluang dan Ancaman Kecerdasan Buatan (AI)
- 5 Eps: 596: BAHAYA ChatGPT: AI ADALAH ANCAMAN BAGI MANUSIA

Tabel 1. Judul Video Youtube

B. PELABELAN DATA

Proses pelabelan data mencakup beberapa langkah dimulai dari mengumpulkan data komentar yang relevan dari sumber data yang telah diidentifikasi, seperti komunitas online seperti YouTube. Proses dilanjutkan dengan menerjemahkan komentar ke dalam bahasa yang dapat dipahami oleh algoritma pemrosesan teks. Ini melibatkan penggunaan model *translator* dari pustaka

googletrans dalam bahasa python yang dapat menerjemahkan teks ke dalam bahasa, agar dapat dikenali oleh model klasifikasi. Kemudian, menghapus komentar duplikat dan komentar yang mengandung link dari dataset yang dikumpulkan.

Terakhir, proses pelabelan data dilakukan secara otomatis menggunakan model *twitter-roberta-base-sentiment-latest* dari pustaka *Transformers*. Model ini akan menganalisis teks komentar dan memberikan label sentimen berdasarkan klasifikasi positif, negatif, atau netral.

C. PRA-PEMROSESAN DATA

Setelah data dilabeli, tahapan selanjutnya adalah pra-pemrosesan data yang bertujuan untuk mencari elemen yang berpengaruh pada kalimat sekaligus memperkecil dimensi data. Pertama, *case folding*, yaitu mengubah semua huruf dalam teks komentar menjadi huruf kecil. Selanjutnya, proses lemmatisasi, di mana kata-kata dalam komentar akan diubah menjadi bentuk dasarnya. Setelah dilakukan lemmatisasi data harus menghapus emoji dari teks komentar. langkah berikutnya adalah menghapus *stopword*. Menghapus *stopword* membantu dalam membersihkan teks dari kata-kata yang tidak signifikan dan memfokuskan pada kata-kata kunci yang lebih relevan dalam analisis sentimen.

D. KLASIFIKASI ANALISIS SENTIMEN

Data-data kemudian memasuki tahapan klasifikasi sentimen yang melibatkan penggunaan teknik *ensemble learning* dengan gabungan beberapa algoritma klasifikasi. Pertama, algoritma *Naive Bayes* digunakan. Algoritma *Naive Bayes* dilandasi pada asumsi penyederhanaan untuk nilai elemen yang kondisional masing-masing bebas saat diberikan nilai *output*.

Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) digunakan. SVM dapat melakukan pengidentifikasian *hyperplane* terpisah sehingga mampu mengoptimalkan jarak antar kelas yang berbeda dalam kasus ini adalah sentimen positif, negatif, atau netral.

Algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) juga digunakan dalam klasifikasi sentimen. K-NN adalah algoritma yang mengklasifikasikan data baru menyesuaikan level similaritas yang paling sering dan jarak yang terdekat dengan data latih.

Algoritma *Gradient Boosting* juga digunakan dalam *ensemble learning*. *Gradient Boosting* menciptakan model prediksi dari model yang sudah ada beberapa model dasar akan digabungkan untuk membuat model prediksi akhir dengan kerugian yang diminimalkan.

E. EVALUASI MODEL

Metode penelitian yang diusulkan untuk tahap evaluasi model melibatkan penggunaan berbagai metrik evaluasi dan teknik validasi silang. Pertama, setelah model klasifikasi sentimen dikembangkan, metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, dan F1-score digunakan untuk mengukur performa model. Akurasi mengukur sejauh mana model

dapat mengklasifikasikan sentimen dengan benar secara keseluruhan. Presisi mengukur sejauh mana sentimen yang diklasifikasikan sebagai positif, negatif, atau netral oleh model benar. F1-score merupakan ukuran komposit yang menggabungkan presisi dan recall, memberikan gambaran keseluruhan tentang performa model.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset yang telah melewati proses pembersihan, pelabelan, pembagian 2 jenis data (*split data*), yaitu data training dan data testing dengan rasio 80% : 20%. Pengujian ini akan dilakukan dengan menggunakan algoritma NB, SVM, KNN, dan GB. Tahapan sebelum melakukan pengujian dan pembuatan model, dataset yang sudah dilabeli dibagi menjadi tiga berdasarkan skor kepercayaan pada label, yaitu:

- *df_low* dengan (skor kepercayaan > 0.4) sebanyak 1399 baris
- *df_mid* dengan (skor kepercayaan > 0.6) sebanyak 1012 baris
- *df_high* dengan (skor kepercayaan > 0.8) sebanyak 413 baris.

Setiap data tersebut lalu dibuatkan model menggunakan empat algoritma berbeda dan dilakukan uji evaluasi pada masing-masing model tersebut. Pada pembuatan model, peneliti juga menggunakan dua metode *feature extraction* untuk pembuatan model, yaitu *word embedding* dan TF-IDF.

A. EKSTRAKSI FITUR WORD EMBEDDING

Uji	df_low (n = 1399)			
Akurasi	0.26	0.57	0.46	0.54
Presisi	0.40	0.32	0.40	0.48
F1-score	0.17	0.41	0.43	0.47
Algoritma	NB	SVM	KNN	GB

Tabel 2. Pengujian Parameter pada Ekstraksi Fitur *Word Embedding* untuk *df_low*

Model sentimen dapat dilihat pada tabel 1 bahwa dengan 1399 baris data menunjukkan nilai akurasi tertinggi 0.57 dari SVM, nilai presisi tertinggi 0.48 dari GB, dan nilai F1-score tertinggi 0.47 dari GB.

Uji	df_mid (n = 1012)			
Akurasi	0.25	0.56	0.46	0.57
Presisi	0.12	0.32	0.40	0.54
F1-score	0.16	0.40	0.43	0.51
Algoritma	NB	SVM	KNN	GB

Tabel 3. Pengujian Parameter pada Ekstraksi Fitur *Word Embedding* untuk *df_mid*

Model sentimen dapat dilihat pada tabel 2 bahwa dengan 1012 baris data menunjukkan nilai akurasi tertinggi 0.57 dari GB, hampir mirip dengan nilai akurasi SVM yaitu 0.56. Sedangkan, Nilai presisi tertinggi 0.54 masih dari GB dan nilai F1-score tertinggi 0.51 dari GB juga.

Uji	df_high (n = 413)			
Akurasi	0.39	0.48	0.35	0.48
Presisi	0.49	0.23	0.36	0.23
F1-score	0.34	0.31	0.33	0.31
Algoritma	NB	SVM	KNN	GB

Tabel 4. Pengujian Parameter pada Ekstraksi Fitur *Word Embedding* untuk *df_high*

Model sentimen dapat dilihat pada tabel 3 bahwa dengan 413 baris data menunjukkan nilai akurasi tertinggi 0.48 dari algoritma GB dan SVM. Sedangkan, Nilai presisi tertinggi dan nilai F1-score tertinggi adalah 0.49 dan 0.34 dari NB.

B. EKSTRAKSI FITUR TF-IDF

Uji	df_low (n = 1399)			
Akurasi	0.59	0.61	0.59	0.64
Presisi	0.69	0.69	0.60	0.63
F1-score	0.46	0.51	0.56	0.58
Algoritma	NB	SVM	KNN	GB

Tabel 5. Pengujian Parameter pada Ekstraksi Fitur TF-IDF untuk *df_low*

Model sentimen dapat dilihat pada tabel 4 bahwa dengan 1399 baris data menunjukkan nilai akurasi tertinggi 0.64 dari GB, nilai presisi tertinggi 0.69 dari NB dan SVM, dan nilai F1-score tertinggi 0.58 dari GB.

Uji	df_mid (n = 1012)			
Akurasi	0.60	0.60	0.64	0.67
Presisi	0.67	0.68	0.65	0.69
F1-score	0.50	0.48	0.61	0.62
Algoritma	NB	SVM	KNN	GB

Tabel 6. Pengujian Parameter pada Ekstraksi Fitur TF-IDF untuk *df_mid*

Model sentimen dapat dilihat pada tabel 5 bahwa dengan 1012 baris data menunjukkan nilai akurasi tertinggi 0.67 masih dari GB, nilai presisi tertinggi 0.69 dari GB, dan nilai F1-score tertinggi 0.62 dari GB juga.

Uji	df_high (n = 413)			
Akurasi	0.63	0.57	0.61	0.65
Presisi	0.76	0.66	0.67	0.74
F1-score	0.57	0.49	0.60	0.61
Algoritma	NB	SVM	KNN	GB

Tabel 7. Pengujian Parameter pada Ekstraksi Fitur TF-IDF untuk *df_high*

Model sentimen dapat dilihat pada tabel 6 bahwa dengan 413 baris data menunjukkan nilai akurasi tertinggi 0.65 masih dari GB, nilai presisi tertinggi 0.76 dari NB, dan nilai F1-score tertinggi 0.61 tetap dari GB.

C. PENGUJIAN WEIGHTED AVERAGE

Uji	Mean
Akurasi	0.45
Presisi	0.36
F1-score	0.37

Tabel 8. Pengujian *Weighted Average* pada Ekstraksi Fitur *Word Embedding*

Pemakaian *word embedding* sebagai *feature extraction* memberikan hasil yang kurang memuaskan. Didapat rata-rata akurasi sebesar 0.45, presisi sebesar 0.36, dan skor f1 sebesar 0.37.

Uji	Mean
Akurasi	0.62
Presisi	0.68
F1-score	0.55

Tabel 9. Pengujian *Weighted Average* pada Ekstraksi Fitur TF IDF

Sebaliknya, pemakaian TF-IDF sebagai *feature extraction* memberikan hasil yang memuaskan. Didapat rata-rata akurasi sebesar 0.62, presisi sebesar 0.68, dan skor F1 sebesar 0.55.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengolahan dan pengujian data, maka kesimpulan yang diperoleh adalah pemodelan penelitian ini dapat meningkatkan akurasi analisis sentimen penerimaan AI. Dengan teknik *ensemble learning* yang menerapkan beberapa algoritma dalam hal ini ada empat algoritma yang terlibat yang kemudian akan menghasilkan nilai masing-masing. Secara keseluruhan, dapat dilihat pada pengujian bahwa GB memiliki kelebihan dalam hal uji akurasi dan F1-score, namun untuk uji presisi masih kurang optimal. Selanjutnya, penggunaan teknik *weighted average* dilakukan pembobotan setiap algoritma dan dihitung hasil rata-rata keseluruhan, sehingga didapatkan hasil yang dilakukan pada ekstraksi fitur TF-IDF dengan nilai akurasi sebesar 0.62, nilai presisi sebesar 0.68, dan nilai F1-score sebesar 0.55. Pemakaian TF-IDF sebagai *feature extraction* terbukti dapat menghasilkan nilai yang lebih optimal dalam penelitian ini.

Hasil analisis data sentimen masyarakat terhadap penerimaan AI dari kolom komentar Youtube menunjukkan bahwa opini masyarakat masih didominasi oleh sentimen negatif pada topik penggunaan AI. Namun, masih adanya sentimen positif dari masyarakat dapat membuka peluang bagi industri AI maupun pemerintah untuk memberikan arahan dari sudut pandang yang *supportive*, karena mengingat arus perkembangan teknologi yang tidak dapat dihalangi. Secara keseluruhan, penelitian ini terdapat sejumlah 796 sentimen netral, 361 sentimen negatif, dan 243 sentimen positif.

Peserta Uji Kemahiran Berbahasa Indonesia. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(2), 1183.

- [2] Rissa Nurfitriana Handayani Universitas. (2021). *OPTIMASI ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK ANALISIS SENTIMEN PADA ULASAN PRODUK TOKOPEDIA MENGGUNAKAN PSO*. 20(2), 97–108.
- [3] Fauzi, M. R., Pratama, R. A., Laksono, P., & Eosina, P. (2021). Penerapan Big Data Menggunakan Algoritma Multi-Label K-Nearest Neighbor dalam Analisis Sentimen Konsumen UMKM Sektor Kuliner. *Krea-TIF*, 9(1), 9.
- [4] Al-Qudah, D. A., Al-Zoubi, A. M., Castillo-Valdivieso, P. A., & Faris, H. (2020). Sentiment analysis for e-payment service providers using evolutionary extreme gradient boosting. *IEEE Access*, 8, 189930–189944.
- [5] Mulyani, S., & Novita, R. (2022). Implementation of the Naive Bayes Classifier Algorithm for Classification of Community Sentiment About Depression on Youtube. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 3(5), 1355–1361.
- [6] Indahyanti, U., Azizah, N. L., & Setiawan, H. (2022). Pendekatan Ensemble Learning Untuk Meningkatkan Akurasi Prediksi Kinerja Akademik Mahasiswa. *Jurnal Sains Dan Informatika*, 8(2), 160–169.
- [7] Pangkasidhi, M. K., Palit, H. N., & Gunawan, A. (2022). Analisis Sentimen Mahasiswa di Surabaya Terhadap Pelayanan Vaksinasi COVID-19 Menggunakan Beberapa Classifier. *Jurnal Infra*, 10(2), 21–27.
- [8] P. Herino, “Klasifikasi Sentimen Layanan Ojek Online Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier,” Skripsi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim, Riau, 2018. Diakses: Nov 08, 2021. [Daring].
- [9] Saputra, I., Halomoan, J. A., Raharjo, A. B., & Syavira, C. R. A. (2020). Sentiment Analysis on Twitter of Psbb Effect Using Machine Learning. *Jurnal Techno Nusa Mandiri*, 17(2), 143–150.
- [10] Asri, Y., Suliyanti, W. N., Kuswardani, D., & Fajri, M. (2022). Pelabelan Otomatis Lexicon Vader dan Klasifikasi Naive Bayes dalam menganalisis sentimen data ulasan PLN Mobile. *Petir*, 15(2), 264–275.
- [11] Rafif, M., Kusumaning Putri, D. U., & Awaludin, L. (2022). Penggunaan Pre-trained Model untuk Klasifikasi Kualitas Sekrup. *IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems)*, 12(2), 133.
- [12] Firmansyah, H., & Abidin, Z. (2022). Penerapan Algoritma Gradient Boosted Decision Trees Pada Adaboost Untuk Klasifikasi Status Desa. *Jurnal Ilmiah JIAl: Jurnal ...*, 1, 27–35. / -> (Batas)

REFERENSI

- [1] Dennis, M., Rahmadden, R., Zoromi, F., & Anam, M. K. (2022). Penerapan Algoritma Naïve Bayes Untuk Pengelompokkan Predikat