

Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Penggunaan ChatGPT di Bidang Pendidikan Berbasis Twitter

*¹Muhammad Galih Ramaputra dan ²Hendri Purnomo

¹Ilmu Komputer (PSDKU Way Kanan), Universitas Lampung, Jl. Prof. Dr. Sumantri Brojonegoro No. 1, Bandar Lampung, Indonesia

²Sistem Informasi, Institut Informatika dan Bisnis Darmajaya, Jl. ZA. Pagar Alam No.93, Bandar Lampung, Indonesia
e-mail: *¹galih.ramaputra@fmipa.unila.ac.id, ²hendrialie@ darmajaya.ac.id

Abstract — This research aims to comprehensively analyze public sentiment regarding the use of ChatGPT in the educational sector, with a particular focus on opinions expressed on social media platforms like Twitter. As artificial intelligence (AI) technology continues to evolve, ChatGPT offers substantial potential to revolutionize education by facilitating more interactive learning, personalized assistance, and reduced administrative burdens for educators. However, its implementation also raises critical concerns, such as overreliance on technology, diminished critical thinking skills, data privacy issues, and potential reductions in social interaction between students and educators. To explore these aspects, this study employs sentiment analysis techniques using two prominent machine learning algorithms: Decision Tree and k-Nearest Neighbors (kNN). The dataset, collected through the Twitter API, underwent several preprocessing stages, including text normalization, tokenization, and sentiment labelling into positive, negative, and neutral categories. The results demonstrate that the Decision Tree algorithm consistently outperforms kNN across various evaluation metrics. Specifically, Decision Tree achieved an AUC (Area Under the Curve) score of 0.932 and an accuracy of 76.2%, while kNN recorded a lower AUC of 0.769 and an accuracy of 59.2%. These findings highlight the superior capability of the Decision Tree algorithm in accurately classifying and analyzing sentiment data. The study not only provides valuable insights into public perceptions of ChatGPT's integration into education but also emphasizes the need to address the challenges associated with its adoption. By understanding the sentiment trends and public concerns, stakeholders can develop more effective strategies to harness the potential of ChatGPT while mitigating its risks. Ultimately, this research contributes to the growing discourse on AI technologies in education, offering a balanced perspective on their benefits and limitations and serving as a reference for future policymaking and technological development in the education sector.

Keywords: ChatGPT; Sentiment Analysis; Decision Tree; k-Nearest Neighbors (kNN); Artificial Intelligence.

1. PENDAHULUAN

Teknologi kecerdasan buatan (AI) telah memberikan pengaruh besar di berbagai bidang, termasuk dalam sektor pendidikan. Salah satu inovasi terbaru dalam AI adalah ChatGPT, model bahasa yang dikembangkan oleh OpenAI. ChatGPT memiliki kemampuan untuk menghasilkan teks yang mirip dengan bahasa manusia dan memberikan jawaban yang sesuai dengan berbagai pertanyaan. Penerapan ChatGPT dalam pendidikan menawarkan berbagai keuntungan, seperti mempermudah interaksi antara siswa dan materi pembelajaran, memberikan bantuan di luar jam sekolah, serta mendukung guru dalam merancang materi ajar yang lebih efektif. Dengan adanya ChatGPT, siswa dapat belajar secara mandiri dengan akses ke berbagai informasi, sementara guru dapat lebih fokus pada pengembangan pembelajaran yang lebih kreatif dan interaktif. Namun, di balik potensi besar yang ditawarkan oleh teknologi ini, terdapat beberapa tantangan dan kekhawatiran yang perlu diperhatikan. Salah satunya adalah kemungkinan ketergantungan berlebihan pada teknologi, yang dapat mengurangi kemampuan siswa untuk berpikir kritis dan memecahkan masalah secara mandiri. Selain itu, masalah privasi dan keamanan data juga menjadi perhatian, mengingat penggunaan AI yang melibatkan pengumpulan dan pengolahan data pribadi. Penerapan ChatGPT dalam pendidikan juga berisiko mengurangi interaksi sosial antara siswa dan guru, yang merupakan aspek penting dalam pengembangan karakter dan

keterampilan sosial siswa. Oleh karena itu, meskipun ChatGPT memberikan berbagai manfaat, penting untuk mengatasi tantangan ini dengan bijaksana agar teknologi ini dapat memberikan dampak positif yang optimal bagi dunia pendidikan [1][2][3][4].

Penggunaan ChatGPT dalam pendidikan telah menarik perhatian banyak negara, termasuk Indonesia. Dengan semakin berkembangnya adopsi teknologi digital dalam sistem pendidikan, berbagai lembaga pendidikan di Indonesia mulai menjajaki potensi ChatGPT sebagai alat bantu yang dapat memberikan kontribusi signifikan dalam proses pembelajaran. Teknologi ini memungkinkan pendidik untuk memperkaya metode pengajaran dengan menyediakan materi yang lebih interaktif dan mudah diakses, serta memberikan siswa kesempatan untuk mendapatkan bimbingan belajar secara lebih fleksibel, bahkan di luar jam sekolah. Selain itu, ChatGPT dapat membantu guru dalam merancang materi ajar yang lebih sesuai dengan kebutuhan siswa, meningkatkan efektivitas pembelajaran, dan mengurangi beban administratif yang sering kali dialami oleh pengajar. Seiring dengan perkembangan teknologi ini, semakin banyak pihak yang menyadari manfaat lainnya, seperti memberikan dukungan teknis yang cepat dan efisien bagi siswa dan guru dalam menghadapi tantangan pembelajaran, terutama dalam konteks pembelajaran jarak jauh atau *hybrid*. Penggunaan ChatGPT dapat mempercepat akses informasi, membantu menjawab berbagai pertanyaan yang muncul selama proses belajar, mempermudah pemahaman konsep-konsep yang sulit, serta menawarkan solusi kreatif untuk berbagai permasalahan pendidikan. Namun, meskipun banyak manfaat yang ditawarkan, penerapan ChatGPT dalam dunia pendidikan juga menimbulkan tantangan dan kekhawatiran terkait ketergantungan berlebihan pada teknologi, masalah privasi data, serta potensi dampak terhadap interaksi sosial antara siswa dan guru. Hal ini perlu diperhatikan secara hati-hati dalam implementasi ChatGPT agar teknologi ini dapat memberikan manfaat maksimal tanpa mengorbankan aspek penting dalam pembelajaran [5][6].

Meskipun banyak potensi yang ditawarkan, sejumlah isu dan kekhawatiran terkait dampaknya terhadap kualitas pendidikan perlu mendapat perhatian serius. Salah satu kekhawatiran utama adalah ketergantungan yang berlebihan pada teknologi, yang dapat mengurangi interaksi langsung antara siswa dan guru serta mempengaruhi cara belajar siswa. Selain itu, masalah privasi dan keamanan data menjadi isu yang tak kalah penting, mengingat penggunaan teknologi berbasis AI seperti ChatGPT melibatkan pengumpulan dan analisis data pribadi. Potensi gangguan dalam interaksi sosial antara siswa dan guru juga menjadi perhatian, karena teknologi dapat mempengaruhi hubungan emosional dan komunikasi yang seharusnya terjadi dalam proses pembelajaran. Selain itu, terbatasnya penelitian yang mengkaji bagaimana masyarakat, khususnya di Indonesia, merespons penggunaan ChatGPT dalam konteks pendidikan, menjadikan penting untuk lebih mendalami pandangan dan sentimen mereka terhadap teknologi ini. Untuk itu, perlu dilakukan lebih banyak penelitian untuk mengidentifikasi persepsi masyarakat mengenai manfaat dan risiko penggunaan AI dalam pendidikan. Memahami pandangan ini akan memberikan gambaran yang lebih lengkap mengenai penerimaan masyarakat terhadap ChatGPT dan membantu merumuskan kebijakan yang bijaksana dalam mengintegrasikan teknologi ini ke dalam sistem pendidikan yang ada [7][8].

Dalam menganalisis sentimen masyarakat terhadap penggunaan teknologi seperti ChatGPT, pendekatan algoritma *Decision Tree* dan *k-Nearest Neighbors* (kNN) terbukti efektif. *Decision Tree* merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang sering digunakan dalam *machine learning*, yang membangun model prediksi dengan membagi data menjadi *subset* berdasarkan nilai atribut tertentu. Proses ini menghasilkan struktur pohon yang memudahkan interpretasi dan pemahaman terhadap keputusan yang diambil, sehingga memudahkan dalam mengenali pola dalam data yang lebih kompleks. Model ini juga memiliki keunggulan dalam hal transparansi, di mana setiap langkah klasifikasi dapat dijelaskan dengan jelas, sehingga cocok digunakan untuk analisis sentimen di media sosial seperti Twitter (X) yang sering memiliki data yang tidak terstruktur dan bervariasi. Di sisi lain, kNN adalah algoritma berbasis *instance* yang mengklasifikasikan data berdasarkan kedekatannya dengan data lain dalam ruang fitur. Karena kesederhanaannya, kNN sering digunakan dalam analisis sentimen, khususnya dalam menangani data tekstual yang telah diproses, meskipun memiliki keterbatasan dalam hal skalabilitas dan akurasi pada *dataset* yang lebih besar.

Kedua algoritma ini memberikan pendekatan yang kuat dan efektif untuk menganalisis sentimen dari ulasan atau opini masyarakat terhadap penggunaan ChatGPT dalam pendidikan. Meskipun keduanya dapat memberikan hasil yang berguna, *Decision Tree* cenderung lebih unggul dalam hal akurasi dan kemampuan untuk memberikan keputusan yang lebih terperinci, terutama dalam *dataset* yang lebih kompleks. Sementara itu, *k-Nearest Neighbors* lebih sederhana dan cepat dalam mengklasifikasikan data, namun terkadang kurang

optimal dalam menangani ketidakseimbangan kelas atau data yang lebih besar dan beragam. Oleh karena itu, meskipun KNN dapat digunakan dalam analisis sentimen, *Decision Tree* menjadi pilihan yang lebih baik dalam konteks ini, karena kemampuannya untuk memberikan prediksi yang lebih akurat dan terperinci dalam klasifikasi sentimen positif dan negatif terkait penggunaan ChatGPT dalam dunia pendidikan [9][10].

Penelitian sebelumnya telah mengeksplorasi penggunaan algoritma *machine learning* untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap aplikasi teknologi, seperti ChatGPT. Dalam konteks pendidikan, model *Decision Tree* terbukti memiliki performa yang unggul dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif, dengan nilai AUC mencapai 0.932 dan akurasi 76.2%, menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam membedakan sentimen masyarakat. Selain itu, algoritma ini juga memiliki nilai *F1 score*, *precision*, dan *recall* yang lebih baik dibandingkan *k-Nearest Neighbors* (kNN), yang hanya mencapai akurasi 59.2%. Kinerja *Decision Tree* yang lebih baik ini menunjukkan efektivitasnya dalam menangani data yang kompleks dan memberikan hasil analisis yang lebih akurat dan terperinci, terutama dalam konteks penggunaan ChatGPT di dunia pendidikan [11][12].

Penelitian lain menggunakan algoritma *Naïve Bayes* untuk analisis sentimen berbasis data Twitter juga menunjukkan hasil yang efektif [13]. Dengan memanfaatkan Twitter API dan *Rapidminer*, serta memvisualisasikan hasil menggunakan Power BI, penelitian tersebut berhasil menggali wawasan terkait persepsi masyarakat terhadap penggunaan ChatGPT dalam berbagai konteks. Teknik ini menekankan pentingnya proses *preprocessing* dalam menghasilkan data yang bersih dan akurat untuk mendukung analisis sentimen yang valid. Namun, meskipun berbagai algoritma telah digunakan dalam penelitian terdahulu, belum banyak penelitian yang secara khusus menganalisis sentimen masyarakat terhadap ChatGPT dalam konteks pendidikan di Indonesia [14][15]. Penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dengan membandingkan performa algoritma *Decision Tree* dan *kNN* dalam mengklasifikasikan sentimen masyarakat terhadap ChatGPT. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai persepsi publik dan membantu merumuskan strategi yang lebih tepat dalam mengintegrasikan teknologi ChatGPT ke dalam dunia pendidikan.

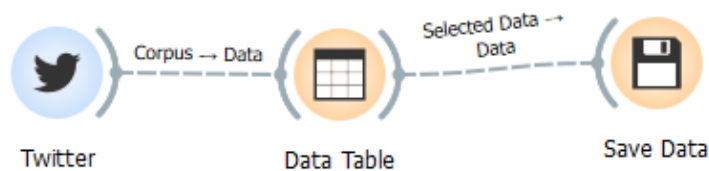
Berdasarkan uraian penelitian-penelitian terdahulu tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap penggunaan aplikasi ChatGPT dalam dunia pendidikan, khususnya yang tercermin pada media sosial Twitter. Penelitian ini berfokus pada klasifikasi sentimen positif dan negatif, dengan harapan dapat memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai persepsi publik terhadap teknologi ini. Data *tweet* yang relevan dikumpulkan dan dianalisis menggunakan metode klasifikasi berbasis algoritma *Decision Tree* dan *k-Nearest Neighbors* (kNN), dua metode *machine learning* yang sering digunakan untuk analisis sentimen. Melalui pendekatan ini, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kecenderungan sentimen masyarakat terhadap pemanfaatan ChatGPT dalam konteks pendidikan, serta untuk mengidentifikasi apakah sentimen tersebut lebih dominan positif atau negatif. Dengan menggunakan teknik klasifikasi yang telah terbukti efektif, diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam memahami bagaimana masyarakat merespons teknologi AI seperti ChatGPT dalam dunia pendidikan. Penelitian ini juga berpotensi memberikan wawasan terkait potensi manfaat dan tantangan yang dihadapi dalam implementasinya, baik dari sisi siswa, guru, maupun lembaga pendidikan secara umum. Hasil penelitian ini, yang mencakup analisis sentimen berbasis data Twitter (X), diharapkan dapat menjadi referensi penting bagi pengambil kebijakan dan pengembang teknologi dalam merancang solusi yang lebih tepat guna dalam mendukung proses pendidikan berbasis AI.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Berikut adalah langkah-langkah yang dilakukan dalam proses pengumpulan data Twitter terkait dengan penggunaan ChatGPT dalam pendidikan. Langkah pertama yang harus dilakukan adalah memastikan akses ke API Twitter dengan mendaftar untuk memperoleh kunci API dan token akses yang sah. Setelah akses diperoleh, digunakan pustaka seperti *Tweepy* dalam bahasa pemrograman Python untuk melakukan otentikasi dan verifikasi akses ke API Twitter, yang memungkinkan pengambilan data secara otomatis. Selanjutnya, penting untuk menentukan kata kunci atau *hashtag* yang relevan dengan topik yang diteliti, seperti “ChatGPT dalam pendidikan” atau “AI di sekolah”, untuk memfasilitasi pencarian *tweet* yang berhubungan dengan topik tersebut. Pemanfaatan *endpoint* pencarian API Twitter memungkinkan pengumpulan *tweet* yang sesuai dengan

kata kunci yang telah ditentukan, sekaligus menyertakan data penting seperti teks *tweet*, waktu pembuatan, nama pengguna, dan *metadata* lainnya yang diperlukan untuk analisis.

Pada tahap akhir, sangat penting untuk memastikan bahwa seluruh proses pengumpulan data dilakukan sesuai dengan kebijakan dan batasan penggunaan API Twitter, guna menjaga kepatuhan terhadap regulasi yang berlaku, seperti peraturan privasi dan kebijakan data. Dengan demikian, proses *crawling* data dapat dilakukan secara etis dan legal. Setelah data terkumpul, data tersebut kemudian dapat diproses untuk analisis lebih lanjut. Gambar 1 menunjukkan visualisasi dari proses *crawling* data yang telah dilakukan.



Gambar 1. *Crawling* data.

ID	Text	Sentiment	Timestamp	User	Platform	Hashtags	Retweets	Likes	Country	Year	Month	Day	Hour
0,0	Enjoying a beautiful day at the park!	Positive	,2023-01-15 12:30:00	User123	Twitter	#Nature #Park	,15,0	,30,0	USA	,2023,1	,15,12		
1,1	Traffic was terrible this morning.	Negative	,2023-01-15 08:45:00	CommuterX	Twitter	#Traffic #Morning	,5,0	,10,0	Canada	,2023,1	,15,8		
2,2	Just finished an amazing workout! 💪🔥	Positive	,2023-01-15 15:45:00	FitnessFan	Instagram	#Fitness #Workout	,20,0	,40,0	USA	,2023,1	,15,15		
3,3	Excited about the upcoming weekend getaway!	Positive	,2023-01-15 18:20:00	AdventureX	Facebook	#Travel #Adventure	,8,0	,15,0	UK	,2023,1	,15,18		
4,4	Trying out a new recipe for dinner tonight.	Neutral	,2023-01-15 19:55:00	ChefCook	Instagram	#Cooking #Food	,12,0	,25,0	Australia	,2023,1	,15,19		
5,5	Feeling grateful for the little things in life.	Positive	,2023-01-16 09:10:00	GratitudeNow	Twitter	#Gratitude #PositiveVibes	,25,0	,50,0	India	,2023,1	,16,9		
6,6	Rainy days call for cozy blankets and hot cocoa.	Positive	,2023-01-16 14:45:00	RainyDays	Facebook	#RainyDays #Cozy	,10,0	,20,0	Canada	,2023,1	,16,14		
7,7	The new movie release is a must-watch!	Positive	,2023-01-16 19:30:00	MovieBuff	Instagram	#MovieNight #MustWatch	,15,0	,30,0	USA	,2023,1	,16,19		
8,8	Political discussions heating up on the timeline.	Negative	,2023-01-17 08:00:00	DebateTalk	Twitter	#Politics #Debate	,30,0	,60,0	USA	,2023,1	,17,8		
9,9	Missing summer vibes and beach days.	Neutral	,2023-01-17 12:20:00	BeachLover	Facebook	#Summer #BeachDays	,18,0	,35,0	Australia	,2023,1	,17,12		
10,10	Just published a new blog post. Check it out!	Positive	,2023-01-17 15:15:00	BloggerX	Instagram	#Blogging #NewPost	,22,0	,45,0	USA	,2023,1	,17,15		
11,11	Feeling a bit under the weather today.	Negative	,2023-01-18 10:30:00	WellnessCheck	Twitter	#SickDay #Health	,7,0	,15,0	Canada	,2023,1	,18,10		
12,12	Exploring the city's hidden gems.	Positive	,2023-01-18 14:50:00	UrbanExplorer	Facebook	#CityExplore #HiddenGems	,12,0	,25,0	UK	,2023,1	,18,14		
13,13	"New year, new fitness goals! 💪🔥"	Positive	,2023-01-18 18:00:00	FitJourney	Instagram	#NewYear #FitnessGoals	,28,0	,55,0	USA	,2023,1	,18,18		
14,14	Technology is changing the way we live.	Neutral	,2023-01-19 09:45:00	TechEnthusiast	Twitter	#Tech #Innovation	,15,0	,30,0	India	,2023,1	,19,9		
15,15	Reflecting on the past and looking ahead.	Positive	,2023-01-19 13:20:00	Reflections	Facebook	#Reflection #Future	,20,0	,40,0	USA	,2023,1	,19,13		
16,16	Just adopted a cute furry friend! 🐾	Positive	,2023-01-19 17:10:00	PetAdopter	Instagram	#PetAdoption #FurryFriend	,15,0	,30,0	Canada	,2023,1	,19,17		
17,17	Late-night gaming session with friends.	Positive	,2023-01-20 00:05:00	GamerX	Twitter	#Gaming #LateNight	,18,0	,35,0	UK	,2023,1	,20,0		
18,18	Attending a virtual conference on AI.	Neutral	,2023-01-20 11:30:00	TechConference	Facebook	#AI #TechConference	,25,0	,50,0	USA	,2023,1	,20,11		
19,19	Winter blues got me feeling low.	Negative	,2023-01-20 15:15:00	WinterBlues	Instagram	#WinterBlues #Mood	,8,0	,15,0	USA	,2023,1	,20,15		
20,20	Sipping coffee and enjoying a good book.	Positive	,2023-01-21 08:40:00	Bookworm	Twitter	#Reading #CoffeeTime	,22,0	,45,0	India	,2023,1	,21,8		

Gambar 2. Hasil akuisisi data dari Twitter.

Gambar 2 menampilkan data yang diperoleh dari Twitter berisikan berbagai atribut penting, seperti ID pengguna, isi *tweet* yang dibuat, waktu *posting tweet*, serta atribut lainnya yang relevan. Data ini memberikan informasi yang cukup untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap penggunaan ChatGPT dalam pendidikan. Dari seluruh atribut yang terkumpul, penulis kemudian memilih untuk fokus pada atribut *Text* atau isi *tweet* saja, karena teks ini merupakan elemen utama yang akan dianalisis dalam proses pengolahan data selanjutnya. Pemilihan atribut *Text* ini sangat penting, mengingat sentimen yang ingin dianalisis tercermin melalui kata-kata yang digunakan dalam *tweet*.

Proses *text pre-processing* dilakukan pada teks *tweet* untuk mempersiapkannya agar dapat dianalisis lebih lanjut menggunakan algoritma *machine learning*. Langkah-langkah ini meliputi pembersihan data, normalisasi teks, dan tokenisasi, yang semuanya bertujuan untuk menghilangkan elemen-elemen yang tidak relevan dan menjadikan data lebih konsisten untuk analisis. Hasil data yang telah diproses dan siap untuk dianalisis lebih lanjut dapat dilihat pada Gambar 2. Dengan demikian, proses *pre-processing* ini memainkan peran penting dalam mempersiapkan data agar dapat memberikan hasil yang akurat dan dapat diinterpretasikan dengan baik dalam analisis sentimen terhadap penggunaan ChatGPT dalam konteks pendidikan.

2.1 Preprocessing

Berikut adalah rangkaian langkah-langkah yang dilakukan dalam proses pra-pemrosesan untuk analisis sentimen mengenai penggunaan ChatGPT.

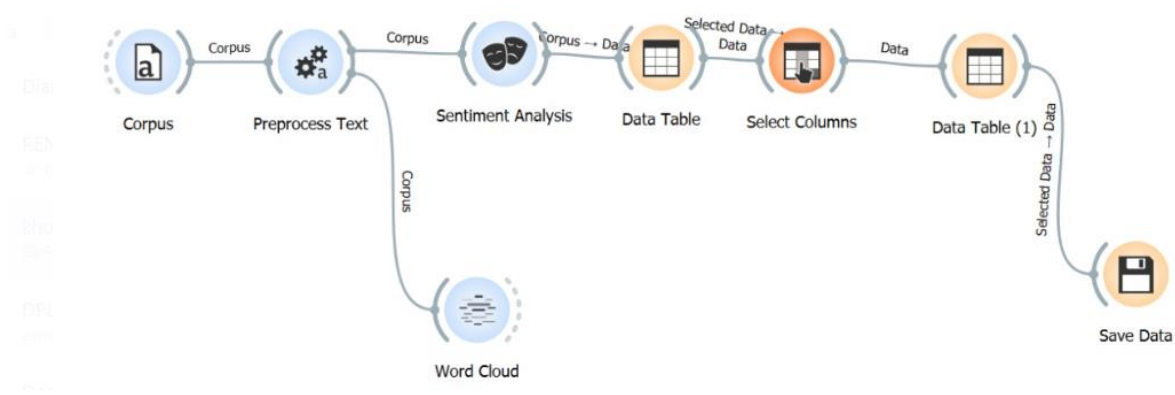
- a. Pengumpulan Data: Langkah pertama adalah mengumpulkan data teks yang relevan dari berbagai sumber, seperti media sosial (misalnya: Twitter (X), Threads, Facebook) atau artikel berita, yang mengandung informasi mengenai penggunaan ChatGPT dalam pendidikan.

- b. Pembersihan Data: Pada tahap ini, teks yang dikumpulkan diubah menjadi format yang lebih bersih dengan mengonversi seluruh teks ke dalam huruf kecil, menghapus tanda baca, angka, URL, *mention*, serta kata-kata yang tidak memberikan informasi signifikan (*stopwords*).
- c. Normalisasi Teks: Proses ini melibatkan teknik *lemmatization* atau *stemming* untuk mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya. Selain itu, perbaikan terhadap kesalahan penulisan (*typo*) dan penggunaan bahasa gaul atau kata slang juga dilakukan agar teks lebih konsisten dan mudah dianalisis.
- d. Tokenisasi: Pada tahap ini, teks yang telah dibersihkan dipisahkan menjadi unit-unit yang lebih kecil, yakni kata-kata atau *token*, yang memungkinkan analisis lebih lanjut pada tingkat kata individual.
- e. *Vectorization*: Dalam langkah ini, teks yang telah ter-*tokenisasi* diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode seperti *Bag of Words*, *TF-IDF*, atau *word embeddings*, yang memudahkan algoritma dalam menganalisis pola dan hubungan antar kata.
- f. Penanganan Ketidakseimbangan Data: Jika *dataset* menunjukkan ketidakseimbangan antara kelas-kelas tertentu (misalnya, lebih banyak sentimen negatif dibandingkan positif), teknik *oversampling* atau *undersampling* digunakan untuk menyeimbangkan distribusi kelas, sehingga model tidak cenderung bias pada kelas mayoritas.
- g. Pemisahan Data: Langkah terakhir dalam pra-pemrosesan adalah membagi *dataset* yang telah diproses menjadi dua bagian utama, yaitu *training set* untuk melatih model, dan *testing set* untuk evaluasi dan pengujian model yang telah dibangun.

2.2 Labeling

Proses *labeling* merupakan tahapan yang sangat penting dalam analisis data, di mana setiap entitas atau data yang terkumpul diberi label tertentu sesuai dengan kategori atau klasifikasi yang telah ditentukan sebelumnya. Tahapan ini bertujuan untuk mempermudah pengelompokan dan analisis data lebih lanjut, serta memastikan bahwa data yang digunakan untuk pelatihan model memiliki kualitas yang baik. Dalam proses *labeling*, data akan diperiksa dan diberi label secara manual atau menggunakan teknik otomatis, tergantung pada kompleksitas data dan tujuan analisis. Pendekatan ini memungkinkan pengelompokan data ke dalam kategori-kategori yang lebih terstruktur, sehingga mempermudah proses pemahaman pola-pola yang ada dalam *dataset*.

Label yang diberikan pada setiap entitas dalam *dataset* sangat berpengaruh terhadap akurasi model prediktif yang akan dibangun, serta dalam interpretasi hasil analisis yang lebih jelas. Pemberian label yang tepat tidak hanya meningkatkan efektivitas model dalam melakukan klasifikasi, tetapi juga memungkinkan peneliti atau praktisi untuk menarik kesimpulan yang lebih valid dan dapat diandalkan. Oleh karena itu, proses *labeling* yang teliti dan hati-hati sangat krusial untuk meningkatkan kualitas dan kinerja model pembelajaran mesin, terutama dalam analisis sentimen yang melibatkan data tekstual seperti tweet atau komentar dari media sosial.



Gambar 3. Proses *labeling*.

Penentuan sentimen positif, negatif, atau netral dalam proses analisis sentimen pada *dataset* media sosial melibatkan penggunaan algoritma pemrosesan bahasa alami (NLP). Tahap pertama yang dilakukan adalah pra-proses teks, yang mencakup penghapusan tanda baca, angka, *stop words*, serta proses *stemming* atau *lemmatization* untuk mengubah kata-kata menjadi bentuk dasar. Langkah ini bertujuan untuk

menyederhanakan dan membersihkan teks sehingga lebih mudah dianalisis. Tahap praproses ini sangat penting karena dapat meningkatkan kualitas data yang akan digunakan untuk klasifikasi lebih lanjut.

Setelah tahap pembersihan, setiap teks yang telah diproses kemudian diberi label sesuai dengan kategorinya, yaitu positif, negatif, atau netral. *Labeling* ini dilakukan dengan menggunakan kamus sentimen yang sudah tersedia atau dengan model pembelajaran mesin yang telah dilatih sebelumnya pada *dataset* yang telah diberi label. Proses ini memungkinkan analisis sentimen dilakukan secara otomatis dan lebih akurat. Hasil dari proses *labeling* ini akan mempermudah dalam mengelompokkan opini dan menganalisis pola sentimen yang muncul, yang dapat dilihat lebih jelas pada Gambar 3.

2.3 Hasil Labeling

Berikut adalah hasil proses *labeling* yang menunjukkan bahwa data telah berhasil diklasifikasikan ke dalam kategori yang sesuai berdasarkan aturan yang telah ditetapkan dengan teliti. Setiap entitas dalam *dataset* kini memiliki label yang merepresentasikan kelas atau kelompok tertentu, yang memungkinkan untuk analisis yang lebih terstruktur. Proses *labeling* ini tidak hanya membantu dalam memetakan data secara sistematis, tetapi juga memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang pola-pola yang ada dalam data, yang dapat membuka wawasan baru mengenai tren sentimen yang ada. Hal ini memberi gambaran yang lebih jelas tentang bagaimana masyarakat merespons penggunaan ChatGPT dalam pendidikan, yang tentunya penting untuk memahami sentimen umum.

Selain itu, proses ini juga memfasilitasi analisis lebih lanjut, seperti penerapan model prediktif atau evaluasi performa klasifikasi secara lebih efektif. Dengan *labeling* yang akurat dan konsisten, analisis menjadi lebih terarah dan hasil yang diperoleh dapat diinterpretasikan dengan lebih tepat. Oleh karena itu, hasil *labeling* ini tidak hanya memperkaya pemahaman kita mengenai tren sentimen saat ini, tetapi juga dapat dijadikan dasar untuk pengembangan model analisis sentimen yang lebih baik di masa depan. Hasil *labeling* ini sangat berharga dalam mengevaluasi efektivitas penerapan teknologi AI, seperti ChatGPT, dalam dunia pendidikan. Hasil *labeling* dapat dilihat pada Gambar 4.

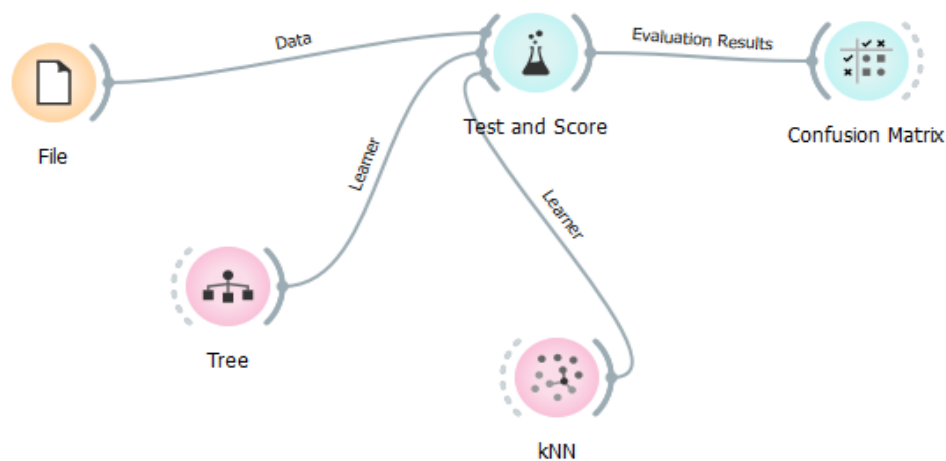
Text	Sentiment	Platform
Enjoying a beautiful day at the park!	Positive	Twitter
Traffic was terrible this morning.	Negative	Twitter
Just finished an amazing workout! 🏃‍♀️	Positive	Instagram
Excited about the upcoming weekend getaway!	Positive	Facebook
Trying out a new recipe for dinner tonight.	Neutral	Instagram
Feeling grateful for the little things in life.	Positive	Twitter
Rainy days call for cozy blankets and hot cocoa.	Positive	Facebook
The new movie release is a must-watch!	Positive	Instagram
Political discussions heating up on the timeline.	Negative	Twitter
Missing summer vibes and beach days.	Neutral	Facebook
Just published a new blog post. Check it out!	Positive	Instagram
Feeling a bit under the weather today.	Negative	Twitter
Exploring the city's hidden gems.	Positive	Facebook
New year, new fitness goals! 🏋️‍♀️	Positive	Instagram
Technology is changing the way we live.	Neutral	Twitter
Reflecting on the past and looking ahead.	Positive	Facebook
Just adopted a cute furry friend! 🐾	Positive	Instagram
Late-night gaming session with friends.	Positive	Twitter
Attending a virtual conference on AI.	Neutral	Facebook
Winter blues got me feeling low.	Negative	Instagram
Sipping coffee and enjoying a good book.	Positive	Twitter

Gambar 4. Hasil *labeling*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut dilampirkan Gambar 5 yang menunjukkan kerangka proses yang dilakukan pada aplikasi Orange, sebuah *platform* visualisasi dan analisis data yang digunakan dalam penelitian ini. Gambar tersebut menggambarkan secara rinci tahapan-tahapan pemodelan yang dilakukan, mulai dari pengumpulan data, *preprocessing*, hingga penerapan algoritma klasifikasi untuk analisis sentimen. Setiap langkah dalam proses ini dilakukan dengan hati-hati untuk memastikan kualitas data yang optimal sebelum dianalisis lebih lanjut.

Dengan menggunakan fitur-fitur yang tersedia di Orange, eksperimen dapat dilakukan dengan mudah dan hasil yang diperoleh dapat divisualisasikan, memungkinkan pemahaman yang lebih jelas tentang bagaimana proses-proses tersebut saling berhubungan dan mendukung tujuan penelitian. Proses ini tidak hanya membantu dalam pengelolaan dan analisis data, tetapi juga mempercepat pemahaman mengenai alur dan prosedur yang diikuti dalam penelitian ini. Pemanfaatan Orange sebagai platform memungkinkan berbagai alat analitik dan teknik visualisasi untuk diakses, yang sangat bermanfaat dalam mengevaluasi model prediktif yang digunakan, serta mengidentifikasi pola atau tren yang mungkin tidak terlihat dengan pendekatan tradisional. Dengan demikian, penggunaan Orange mempermudah hasil yang lebih akurat dan terstruktur dalam analisis sentimen terkait penggunaan ChatGPT dalam dunia pendidikan untuk diperoleh.



Gambar 5. Tahapan pemodelan.

Berikut adalah hasil dari pemodelan yang dilakukan menggunakan dua jenis algoritma atau model yang berbeda, yaitu *k-Nearest Neighbors* (kNN) dan *Decision Tree*. Kedua algoritma ini dipilih karena kemampuan yang berbeda dalam menangani data tekstual dan klasifikasi sentimen. kNN bekerja berdasarkan kedekatan antar data titik dalam ruang fitur, sedangkan *Decision Tree* membangun model klasifikasi dengan membagi data menjadi subset berdasarkan atribut tertentu, membentuk struktur pohon yang mudah diinterpretasikan. Masing-masing algoritma ini memiliki pendekatan yang berbeda dalam menganalisis dan memprediksi sentimen positif atau negatif dari data yang dikumpulkan, sehingga gambaran yang lebih komprehensif mengenai efektivitasnya diberikan.

Dengan membandingkan kinerja kedua model ini, penelitian bertujuan untuk mengevaluasi mana yang lebih efektif dalam mengklasifikasikan sentimen masyarakat terkait penggunaan ChatGPT dalam konteks pendidikan. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa *Decision Tree* memiliki kinerja yang lebih unggul di semua metrik evaluasi, termasuk AUC, akurasi, F1 score, precision, dan recall. Hal ini membuktikan bahwa model *Decision Tree* lebih mampu membedakan antara sentimen positif dan negatif dengan lebih akurat dan konsisten dibandingkan dengan kNN. Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan bukti yang kuat bahwa *Decision Tree* lebih efektif dalam menganalisis sentimen terkait penerapan ChatGPT dalam dunia pendidikan, dibandingkan dengan model *k-Nearest Neighbors* yang cenderung memiliki performa yang lebih rendah.

Tabel 1. Hasil dari algoritma KNN dan *Decision Tree*.

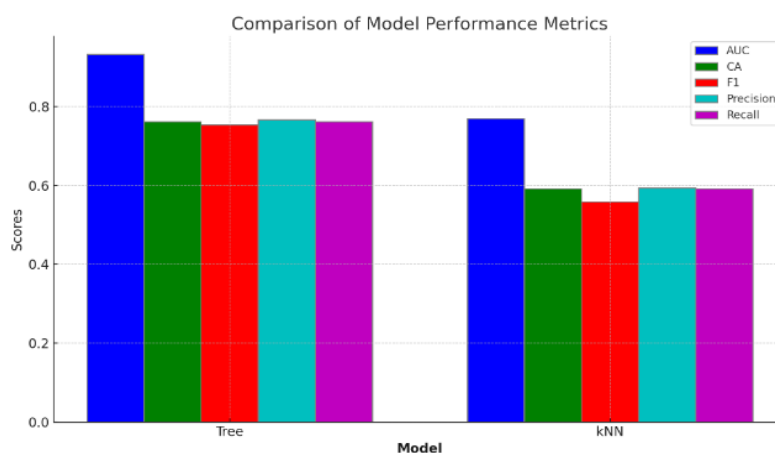
Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall
Tree	0.932	0.762	0.754	0.766	0.762
kNN	0.769	0.592	0.559	0.594	0.592

Tabel 1 menunjukkan perbandingan kinerja dua model *machine learning*, yaitu *Decision Tree* dan *k-Nearest Neighbors* (kNN), berdasarkan beberapa metrik evaluasi yang umum digunakan untuk mengukur efektivitas model dalam klasifikasi. Tabel ini memberikan gambaran komprehensif mengenai performa kedua model dalam menganalisis sentimen masyarakat terhadap penggunaan ChatGPT dalam pendidikan. Metrik evaluasi

yang disertakan, seperti AUC (*Area Under the Curve*), *Classification Accuracy* (CA), *F1 Score*, *Precision*, dan *Recall*, membantu dalam mengevaluasi seberapa baik setiap model dalam membedakan antara sentimen positif dan negatif serta mengukur tingkat akurasi, ketepatan, dan sensitivitas model dalam memberikan prediksi yang tepat. Dengan menganalisis hasil dari kedua model, kita dapat lebih mudah memahami kelebihan dan kekurangan masing-masing algoritma dalam konteks analisis sentimen.

Penjelasan dari setiap metrik yang tertera dalam tabel ini akan membantu dalam memahami kekuatan dan kelemahan masing-masing model. Misalnya, AUC yang tinggi pada *Decision Tree* menunjukkan bahwa model ini lebih efektif dalam membedakan kelas-kelas sentimen dibandingkan kNN. Selain itu, nilai *Classification Accuracy* yang lebih tinggi pada *Decision Tree* (76.2%) menggambarkan tingkat prediksi yang lebih akurat jika dibandingkan dengan kNN yang hanya mencapai 59.2%. Metrik *F1 score*, *Precision*, dan *Recall* yang lebih tinggi pada *Decision Tree* juga menunjukkan bahwa model ini lebih konsisten dalam menangkap dan mengklasifikasikan sentimen positif, memberikan prediksi yang lebih seimbang. Secara keseluruhan, analisis metrik ini memberikan wawasan yang jelas tentang performa kedua model, dan membantu memilih model yang lebih sesuai untuk tugas analisis sentimen ini:

1. AUC (*Area Under the Curve*): AUC adalah ukuran kemampuan model untuk membedakan antara kelas positif dan negatif. Semakin dekat nilainya ke 1, semakin baik model tersebut.
 - a. *Tree*: 0.932, artinya model *Decision Tree* memiliki kemampuan sangat baik dalam membedakan kelas.
 - b. kNN: 0.769, kemampuan model kNN lebih rendah dibandingkan *Tree*, tetapi masih dalam kategori yang baik.
2. CA (*Classification Accuracy*): CA mengukur persentase prediksi yang benar dari total prediksi.
 - a. *Tree*: 0.762, menunjukkan akurasi sebesar 76.2%.
 - b. kNN: 0.592, artinya akurasi model kNN adalah 59.2%, lebih rendah dari *Decision Tree*.
3. F1 Score: F1 score adalah rata-rata harmonis dari presisi dan *recall*. Nilai ini membantu mengevaluasi keseimbangan antara ketepatan dan sensitivitas model.
 - a. *Tree*: 0.754, menunjukkan model ini memiliki keseimbangan yang baik antara presisi dan *recall*.
 - b. kNN: 0.559, menandakan model ini kurang seimbang dan kinerjanya lebih rendah.
4. Prec (*Precision*): Presisi adalah persentase prediksi positif yang benar dari semua prediksi positif.
 - a. *Tree*: 0.766, artinya 76.6% dari prediksi positif adalah benar.
 - b. kNN: 0.594, lebih rendah, yaitu 59.4%.
5. Recall (*Sensitivity*): *Recall* mengukur seberapa baik model mendeteksi kelas positif dari semua kasus positif yang ada.
 - a. *Tree*: 0.762, menunjukkan bahwa model ini berhasil menangkap 76.2% dari total kelas positif.
 - b. kNN: 0.592, artinya model ini menangkap 59.2% dari total kelas positif.



Gambar 6. Metrik kinerja model *Tree* dan kNN.

Pada Gambar 6 ditampilkan diagram batang yang membandingkan kinerja model *Decision Tree* dan *k-Nearest Neighbors* (kNN) berdasarkan lima metrik evaluasi yang berbeda: AUC (*Area Under the Curve*), Akurasi

Klasifikasi (CA), Skor F1, Presisi, dan *Recall*. Diagram ini memberikan gambaran visual yang jelas mengenai perbedaan performa kedua model dalam menganalisis sentimen terhadap penggunaan ChatGPT dalam pendidikan. Metrik-metrik evaluasi ini sangat penting karena memberikan indikasi yang lebih mendalam mengenai seberapa baik setiap model dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif. Dengan menggunakan metrik tersebut, dapat dinilai sejauh mana model tersebut mampu memberikan hasil yang akurat dan seimbang, serta sejauh mana kemampuannya dalam menangkap karakteristik sentimen yang kompleks dari data Twitter.

Dari diagram yang disajikan, dapat dilihat dengan jelas bahwa model *Decision Tree* menunjukkan kinerja yang lebih baik di hampir seluruh metrik dibandingkan dengan kNN. Hal ini mencerminkan kemampuan *Decision Tree* untuk melakukan klasifikasi dengan lebih akurat dan konsisten, serta untuk mengidentifikasi sentimen positif dan negatif secara lebih seimbang. Sementara itu, kNN, meskipun memiliki kinerja yang baik, tampaknya kurang efektif dalam menangani ketidakseimbangan data dan lebih sulit membedakan sentimen dengan tingkat akurasi yang tinggi. Secara keseluruhan, diagram ini mendukung temuan bahwa *Decision Tree* merupakan model yang lebih unggul dalam konteks analisis sentimen terkait penggunaan ChatGPT dalam pendidikan.

Gambar 6 menunjukkan perbandingan antara kinerja dua algoritma klasifikasi, yaitu *Decision Tree* dan *k-Nearest Neighbors* (kNN), dalam melakukan analisis sentimen terhadap penggunaan ChatGPT dalam dunia pendidikan, berdasarkan beberapa metrik evaluasi. Berdasarkan Tabel 1 ditampilkan sebelumnya, berikut adalah penjelasan untuk perbandingan kinerja model berdasarkan berbagai metrik:

1. AUC (*Area Under the Curve*)

a. *Decision Tree*: 0.932

b. kNN: 0.769

AUC menunjukkan seberapa baik model dapat membedakan antara kelas positif dan negatif. Semakin tinggi nilai AUC, semakin baik model tersebut dalam membedakan kedua kelas. Dalam hal ini, *Decision Tree* menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam membedakan antara sentimen positif dan negatif, dengan nilai AUC mendekati 1, sementara kNN memiliki AUC yang lebih rendah, yaitu 0.769, menunjukkan performa yang lebih rendah dalam membedakan kedua kelas.

2. CA (*Classification Accuracy*)

a. *Decision Tree*: 76.2%

b. kNN: 59.2%

Classification Accuracy mengukur persentase prediksi yang benar dari total prediksi. *Decision Tree* menunjukkan akurasi yang lebih tinggi, yaitu 76.2%, yang berarti sekitar 76.2% dari prediksi yang dibuat oleh model ini benar. Sebaliknya, kNN memiliki akurasi yang lebih rendah (59.2%), menunjukkan bahwa model ini tidak seakurat *Decision Tree* dalam klasifikasi sentimen.

3. F1 Score

a. *Decision Tree*: 0.754

b. kNN: 0.559

F1 Score adalah rata-rata harmonis dari *precision* dan *recall*, yang membantu mengevaluasi keseimbangan antara keduanya. *Decision Tree* memiliki F1 score yang lebih tinggi (0.754), menunjukkan bahwa model ini lebih seimbang dalam mengidentifikasi sentimen positif dan negatif. Sementara kNN memiliki F1 score yang lebih rendah (0.559), yang menandakan bahwa kinerja model ini kurang seimbang.

4. *Precision* (Presisi)

a. *Decision Tree*: 76.6%

b. kNN: 59.4%

Precision mengukur akurasi prediksi positif, yaitu persentase prediksi positif yang benar. *Decision Tree* menunjukkan presisi yang lebih baik (76.6%), yang berarti bahwa sebagian besar dari prediksi positif yang dibuat oleh model ini adalah benar. Sebaliknya, kNN memiliki presisi yang lebih rendah (59.4%), menunjukkan bahwa model ini lebih sering membuat prediksi positif yang salah.

5. *Recall* (*Sensitivitas*)

a. *Decision Tree*: 76.2%

b. kNN: 59.2%

Recall mengukur kemampuan model dalam menangkap kelas positif (sentimen positif). *Decision Tree* memiliki *recall* yang lebih tinggi (76.2%), yang berarti bahwa model ini lebih mampu menangkap sentimen positif yang sebenarnya. kNN, dengan *recall* 59.2%, tidak sebaik *Decision Tree* dalam mendeteksi sentimen positif.

Secara keseluruhan, *Decision Tree* menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan *k-Nearest Neighbors* (kNN) pada semua metrik evaluasi yang digunakan, baik dari segi AUC, akurasi, F1 score, presisi, maupun *recall*. Hal ini menunjukkan bahwa *Decision Tree* lebih efektif dan konsisten dalam menganalisis sentimen, sedangkan kNN cenderung memiliki kinerja yang lebih rendah dalam hal akurasi dan keseimbangan antara *precision* dan *recall*. Perbandingan ini mengindikasikan bahwa, dalam konteks analisis sentimen terhadap penggunaan ChatGPT dalam pendidikan, *Decision Tree* adalah pilihan model yang lebih baik untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat dan seimbang.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan perbandingan kinerja antara model *Decision Tree* dan *k-Nearest Neighbors* (kNN), dapat disimpulkan bahwa model *Decision Tree* lebih unggul dalam mengklasifikasikan sentimen masyarakat terhadap penggunaan ChatGPT dalam pendidikan. Hal ini terlihat dari nilai AUC yang mencapai 0.932, yang menunjukkan bahwa model ini memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan antara sentimen positif dan negatif. Selain itu, *Decision Tree* juga menunjukkan akurasi (CA) yang lebih tinggi, yaitu 76.2%, serta F1 score, *precision*, dan *recall* yang lebih baik dibandingkan dengan kNN. Keunggulan ini menjadikan *Decision Tree* lebih efektif dalam mengidentifikasi sentimen secara akurat dan konsisten, sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih jelas tentang persepsi masyarakat terhadap teknologi ChatGPT dalam dunia pendidikan. Sebaliknya, model kNN, meskipun masih memiliki performa yang cukup baik, menunjukkan hasil yang lebih rendah di seluruh metrik evaluasi, dengan akurasi hanya 59.2%, dan nilai F1 score, *precision*, serta *recall* yang lebih rendah dibandingkan *Decision Tree*. Kinerja kNN yang lebih rendah ini mungkin disebabkan oleh cara model ini bekerja yang lebih sederhana, yang tidak selalu dapat menangani data yang lebih kompleks dengan baik. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa dalam konteks analisis sentimen berbasis data Twitter, model *Decision Tree* lebih disarankan untuk digunakan karena kemampuannya dalam memberikan hasil yang lebih akurat dan seimbang dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif terkait penggunaan ChatGPT dalam pendidikan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Yasmar & D. R. Amalia, "Analisis SWOT Penggunaan ChatGPT Dalam Dunia Pendidikan Islam," *Fitrah J. Stud. Pendidik.*, vol. 15, no. 1, pp. 43–64, 2024, doi: 10.47625/fitrah.v15i1.668.
- [2] F. A. Tohir, B. Irawan, & A. Bahtiar, "Analisis Sentimen Aplikasi ChatGPT Mobile Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," vol. 10, no. 2, pp. 179–192, 2024.
- [3] P. A. Permatasari, L. Linawati, & L. Jasa, "Survei Tentang Analisis Sentimen Pada Media Sosial," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 20, no. 2, p. 177, 2021, doi: 10.24843/mite.2021.v20i02.p01.
- [4] L. Berriche & S. Larabi-Marie-Sainte, "Unveiling ChatGPT text using writing style," *Heliyon*, vol. 10, no. 12, p. e32976, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e32976.
- [5] A. A. Sobari & M. Syafrullah, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbors Untuk Mengklasifikasi Sentimen Masyarakat Terhadap Keberadaan ChatGPT," *Pros. Semin. Nas.*, vol. 2, no. September, pp. 836–845, 2023.
- [6] A. D. Pratama & H. Hendry, "Analisa Sentimen Masyarakat Terhadap Penggunaan Chatgpt Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm)," *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 9, no. 1, pp. 327–338, 2024, doi: 10.29100/jupi.v9i1.4285.
- [7] E. Lutfina, W. Andriana, S. Quamila, P. Wiratmaja, and E. Febrianti, "Metode dan Algoritma Dalam

- Sentimen Analisis: Systematic Literature Review Info Artikel,” *Science, Technology and Management Journal*, vol. 4, no. 2, pp. 67–79, 2024.
- [8] A. Ardiansyah, E. A. Pratama, & N. I. Fadlilah, “Analisis Sentimen Pengguna Terhadap Aplikasi ChatGPT Di Google Play Store: Penerapan Algoritma Support Vector Machine,” *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 11, no. 2, pp. 247–254, 2024.
- [9] Y. Akbar, A. N. H. Regita, & T. Wahyudi, “Analisa Sentimen Pada Media Sosial ‘ X ’ Pencarian Keyword ChatGPT Menggunakan Algoritma K-Nearest Abstrak,” *Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi*, vol. 5, no. 3, pp. 3291–3305, 2024.
- [10] T. Y. Pahtoni & H. Jati, “Analisis Sentimen Data Twitter Terkait Chatgpt Menggunakan Orange Data Mining,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 11, no. 2, pp. 329–336, 2024, doi: 10.25126/jtiik.20241127276.
- [11] D. Transiska, D. Febriawan, & F. N. Hasan, “Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Chatgpt Berdasarkan Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 2, p. 1077, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7540.
- [12] J. Labobar, “Artificial Intelligence : Tantangan Dalam Pembelajaran Kewarganegaraan,” *Civ. Educ. Soc. Sci. J.*, vol. 6, no. 1, pp. 63–75, 2024, doi: 10.32585/cessj.v6i1.5224.
- [13] M. I. Rifaldi, Y. R. Ramadhan, & I. Jaelani, “Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi ChatGPT Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 7, no. 2, pp. 802–814, 2023.
- [14] A. Kaharudin, A. A. Supriyadi, H. Baitika, & M. Derryanur, “Analisis Sentimen pada Media Sosial dengan Teknik Kecerdasan Buatan Naïve Bayes: Kajian Literatur Review,” *OKTAL J. Ilmu*, vol. 2, no. 6, pp. 1642–1649, 2023.
- [15] A. Fauzi, M. F. Akbar, & Y. F. A. Asmawan, “Sentimen Analisis Berinternet Pada Media Sosial dengan Menggunakan Algoritma Bayes,” *J. Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 77–83, 2019, doi: 10.31311/ji.v6i1.5437.