

KOMPARASI NAÏVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK ANALISIS SENTIMEN CHATGPT PADA MEDIA SOSIAL TWITTER

Widya Kurniawan^{1*}, Faisal Reza Pradhana², Fairiza Tafida Salma³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Darussalam Gontor, Ponorogo

*Penulis korespondensi: widya.kurniawan@unida.gontor.ac.id

ABSTRAK

ChatGPT adalah mesin obrolan cerdas yang dikembangkan oleh OpenAI berdasarkan InstructGPT, yang dilatih untuk mengikuti instruksi secara cepat dan memberikan respons yang mendetail. Kemunculan serta kecakapan ChatGPT yang masih tergolong baru ini jelas mengundang perhatian banyak pihak, terutama para ahli di bidang teknologi Artificial Intelligence. Beragam komentar masyarakat menanggapi munculnya ChatGPT juga terus membanjiri berbagai platform media sosial dan salah satu media sosial yang dinilai cukup update Twitter. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi sentimen masyarakat terhadap kemunculan ChatGPT di media sosial Twitter dengan kategori positif, negatif, dan netral. Penelitian ini mengimplementasikan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) yang mana akan dibandingkan hasil dari tingkat akurasi kedua metode klasifikasi tersebut. Tahapan dalam penelitian ini berupa pengumpulan dan pelabelan data, preprocessing, pembobotan, processing, serta pengujian dan evaluasi. Hasil penerapan model klasifikasi memperoleh nilai akurasi sebesar 65% pada metode Naïve Bayes sementara pada metode SVM menghasilkan nilai akurasi sebesar 74%. Maka, didapatkan kesimpulan bahwa metode SVM memiliki performa yang lebih baik dalam pengklasifikasian model pada penelitian ini karena nilai akurasinya yang lebih tinggi. Dari hasil klasifikasi sentimen, diperoleh persentase tertinggi pada sentimen netral sebesar 55%, kemudian pada sentimen negatif sebesar 26%, dan pada sentimen positif sebesar 19%. Persentase tersebut menunjukkan bahwa mayoritas masyarakat tidak menyatakan setuju maupun tidak setuju mengenai kemunculan ChatGPT, di mana data-data sentimen lebih merujuk pada pemberian informasi. Diharapkan penelitian dapat dikembangkan lebih lanjut menggunakan dataset yang lebih banyak, penerapan algoritma untuk proses pelabelan data, serta penambahan metode klasifikasi yang lebih beragam.

Kata kunci: ChatGPT, Analisis Sentimen, Naïve Bayes, Support Vector Machine

1 PENDAHULUAN

Kecerdasan Buatan atau yang lebih dikenal dengan teknologi AI (Artificial Intelligence) semakin berkembang pesat di zaman modern ini. Munculnya beragam teknologi yang memanfaatkan kecerdasan buatan menawarkan berbagai kemudahan bagi manusia. Salah satu teknologi yang memanfaatkan kecerdasan buatan ini adalah chatbot ChatGPT. ChatGPT adalah singkatan dari Chat Generative Pre-trained Transformer, sebuah teknologi kecerdasan buatan canggih yang dikembangkan oleh OpenAI. Model ini didasarkan pada arsitektur GPT-4, salah satu yang terbaru dan terbaik di dunia. ChatGPT dirancang untuk memahami dan menjawab pertanyaan dan topik dalam bentuk teks, dengan tujuan utama membantu pengguna dalam berbagai situasi. ChatGPT dapat menghasilkan teks yang sangat mirip dan dapat berinteraksi seperti teman atau asisten virtual dengan pengguna. Saat menggunakan ChatGPT, pengguna akan mendapatkan banyak manfaat terutama dalam peningkatan efisiensi kerja dan keterampilan komunikasi. Pengguna dapat mengajukan pertanyaan, meminta saran, atau

meminta bantuan untuk tugas yang kompleks. Pedoman penggunaan harus dipahami oleh pengguna dengan baik untuk dapat memanfaatkan teknologi ini secara maksimal (Rachbini, dkk., 2023).

Kemunculan serta kecakapan ChatGPT yang masih tergolong baru ini jelas mengundang perhatian banyak pihak, terutama para ahli di bidang teknologi Artificial Intelligence. Beragam komentar masyarakat menanggapi munculnya ChatGPT juga terus membanjiri berbagai platform media sosial dan dipilihlah media sosial Twitter sebagai sumber data dalam penelitian ini. Karena banyaknya data sentimen masyarakat tersebut, diperlukan suatu pengimplementasian analisis sentimen menggunakan proses pengolahan data mining untuk mengklasifikasikan data berupa sentimen. Salah satu algoritma klasifikasi dalam data mining yang klasifikasi tekstualnya paling sering digunakan adalah Naïve Bayes. Naïve Bayes termasuk pengklasifikasian berdasarkan teorema probabilitas bayes, klasifikasi tekstual pada Naïve Bayes dinilai cepat dan mudah pengimplementasiannya dalam mengkategorikan teks. Pada dasarnya algoritma Naïve Bayes merupakan algoritma pembelajaran mesin yang lebih banyak disarankan daripada algoritma lain. Hasil analisis data teks menggunakan Naïve Bayes sangatlah baik dan memiliki kecepatan tinggi (Abbas, dkk., 2019). Algoritma klasifikasi lainnya yang disarankan selain Naïve Bayes adalah Support Vector Machine atau biasa disingkat SVM. Algoritma SVM bekerja dengan menemukan hyperplane terbaik dengan memaksimalkan jarak antar kelas menggunakan kernel trik untuk mengubah data menjadi ruang dimensi yang lebih tinggi agar dapat memisahkan data dalam bentuk linear (Oktaviana, dkk., 2022).

Penelitian sebelumnya mengenai analisis sentimen ChatGPT pada 2023 mengkategorikan sentimen para pengguna ChatGPT menjadi sentimen positif dan negatif. Data tweet yang digunakan berbahasa inggris kemudian dianalisis dengan AFINN, Bing, dan Kamus Sentimen NRC. Penelitian tersebut melakukan analisis sentimen untuk mengevaluasi pikiran pengguna ChatGPT pada media sosial Twitter setelah dua bulan pertama pengumuman ChatGPT keluar (Korkmaz, dkk., 2023). Pada penelitian analisis sentimen lainnya diterapkan algoritma Support Vector Machine dan pembobotan TF-IDF untuk mengetahui tanggapan masyarakat Indonesia terhadap metaverse. Hasil pengujian menggunakan SVM memperoleh nilai akurasi sebesar 81% dengan pembagian sentimen positif, netral, dan negatif (Sumayah, dkk., 2023). Studi terkait analisis sentimen lainnya menggunakan metode Naïve Bayes untuk mengklasifikasikan sentimen masyarakat pada media sosial Twitter. Konflik Rusia dan Ukraina yang diangkat dikelompokkan ke dalam tiga kategori sentimen yaitu setuju, tidak setuju, dan netral. Hasil penelitian ini cukup memuaskan dengan sentimen masyarakat terhadap topik tersebut cenderung tidak setuju, namun penelitian ini lebih kepada pengembangan model untuk mengetahui sejauh mana sentimen publik mengenai konflik Rusia dan Ukraina (Muriyatmoko, dkk., 2022).

Pada penelitian ini menekankan penambangan teks untuk mengklasifikasikan respon masyarakat terhadap munculnya ChatGPT menjadi tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral. Sumber data yang diambil dari media sosial Twitter dengan banyaknya pengguna serta cakupannya yang luas memungkinkan beragam komentar masyarakat yang timbul. Pengklasifikasian ini selain untuk mengetahui respon masyarakat juga dapat dijadikan sebagai acuan untuk pengambilan keputusan selanjutnya. Hal ini sesuai dengan tujuan dari penelitian ini yaitu membandingkan hasil akurasi dari metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine untuk memperoleh metode mana yang memiliki hasil lebih baik.

2 METODE

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen masyarakat mengenai kemunculan ChatGPT ke dalam tiga kategori positif, negatif, dan netral. Penelitian ini juga mengukur tingkat akurasi pada kedua metode klasifikasi yang digunakan yaitu algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine untuk kemudian dibandingkan metode mana yang hasil pengklasifikasiannya lebih baik. Metode dalam penelitian ini dijelaskan lebih detail pada masing-masing sub bagian sebagai berikut.

2.1 Pengumpulan dan Pelabelan Data

Teknik pengumpulan data dalam penelitian ini menggunakan crawling data dengan library `snsrape` pada jupyter notebook dan bahasa pemrograman python. Proses pengambilan data dari sumber data media sosial Twitter dengan kata kunci “ChatGPT” menghasilkan 35722 data. Data tersebut dikumpulkan dari sistem mulai tanggal 30 November 2022 hingga 28 Februari 2023 terhitung sekitar tiga bulan setelah ChatGPT resmi diluncurkan. Data tweet yang telah dikumpulkan diterjemahkan terlebih dahulu menggunakan Google Translate ke dalam bahasa Indonesia. Data yang sudah diterjemahkan kemudian dibersihkan dengan menghapus data duplikat dan data yang tidak diperlukan. Proses pembersihan data menghasilkan 7101 data bersih dari 35722 data awal. Sejumlah 7101 data bersih tersebut selanjutnya diberi label secara manual dengan tiga kategori sentimen positif, negatif, dan netral. Data yang termasuk sentimen positif merupakan data yang menyatakan setuju terhadap kemunculan ChatGPT. Data yang tergolong sentimen negatif berupa data yang menolak atau menyatakan tidak setuju dengan kemunculan ChatGPT. Data yang tidak menyatakan setuju atau tidak setuju dan hanya berupa informasi terkait munculnya ChatGPT adalah data netral. Data tweet yang telah dilabeli kemudian harus melalui proses validasi ahli yang pada penelitian ini divalidasi oleh seorang guru Bahasa Indonesia.

2.2 Preprocessing

Tahap preprocessing dalam penelitian ini dilakukan untuk menghilangkan data yang memiliki nilai kosong, data duplikat, data noise, dan data lain yang tidak penting. Proses pertama dalam preprocessing yaitu case folding untuk mengubah teks ke lowercase serta menghapus angka dalam teks. Normalisasi teks selanjutnya diterapkan untuk mengubah setiap kata singkatan menjadi kata yang lengkap dan lebih baku. Tokenizing kemudian dilakukan untuk membagi suatu kalimat menjadi bentuk yang lebih kecil berupa beberapa kata yang disebut dengan token. Proses filtering menggunakan library NLTK selanjutnya diimplementasikan untuk melakukan penghapusan stopword yakni menghilangkan kata hubung dan kata-kata umum yang sering muncul juga tidak digunakan dalam pemrosesan. Diterapkan juga stemming dengan library Sastrawi untuk mengembalikan setiap kata ke kata dasarnya. Proses terakhir pada tahapan preprocessing penelitian ini adalah balancing untuk menyeimbangkan masing-masing kelas data yang tidak balance dengan metode oversampling.

2.3 Pembobotan

Penelitian ini menggunakan proses pembobotan dengan TF-IDF atau Term Frequency-Inverse Document Frequency. Term Frequency (TF) dalam teks atau dokumen memiliki nilai kepentingan sesuai dengan total kemunculannya sedangkan Inverse Document Frequency (IDF) berfungsi memonitor kemunculan token dalam himpunan teks sebagai wujud dari metode pembobotan token (Gifari, dkk., 2022). Proses pertama yaitu TF akan menghitung frekuensi jumlah kemunculan kata pada sebuah dokumen, nilai bobot dari setiap kata sama dengan jumlah kemunculannya pada dokumen. Semakin tinggi jumlah kemunculan suatu kata pada TF maka semakin besar nilai bobot katanya. Proses kedua adalah IDF merupakan nilai

untuk mengukur seberapa penting sebuah kata. Pada IDF kata yang sering muncul justru dinilai sebagai kata yang kurang penting, semakin kecil nilai IDF semakin tidak penting kata tersebut dan sebaliknya.

2.4 Processing

Pemrosesan data dilakukan menggunakan data yang sudah dibersihkan dan diberi bobot sebagai bahan pembelajaran mesin dari penerapan sistem yang dibangun. Sebelum proses klasifikasi diimplementasikan, data terlebih dahulu dibagi menjadi dua yakni data latih dan data uji. Pada penelitian ini menerapkan dua metode klasifikasi yaitu Naïve Bayes dan Support Vector Machine. Pada metode Naïve Bayes setiap probabilitas data latih dihitung untuk melatih model klasifikasi. Nilai probabilitas kemudian dibandingkan guna mendapatkan hasil klasifikasi yang paling sesuai dengan data uji. Metode Naïve Bayes ini memiliki ciri utama yaitu asumsi yang kuat akan independensi dari masing-masing kondisi (Fairuz, dkk., 2021). Metode Support Vector Machine menerapkan linear classifier yang mana data latih dibagi menjadi dua kelas dan selanjutnya akan dicari hyperplane terbaik dengan menghitung jarak antara titik data terluar atau yang paling dekat dari dua kelas tersebut. Bidang hyperplane dengan jarak maksimal tersebut yang akan digunakan untuk mengklasifikasikan titik data uji dengan hasil yang paling baik.

2.5 Pengujian dan Evaluasi

Setelah proses klasifikasi selesai perlu dilakukan pengujian dan evaluasi untuk masing-masing model klasifikasi. Pada penelitian ini menggunakan confusion matrix dan k-fold cross validation untuk proses pengujian dan evaluasi model. Confusion matrix merupakan tabel yang menyajikan perbandingan dari hasil klasifikasi yang telah diprediksi oleh sistem dengan hasil klasifikasi yang sebenarnya. Tabel tersebut menunjukkan jumlah data hasil pengujian yang telah diklasifikasikan dengan benar dan salah (Fikri, dkk., 2020). Proses pengujian dengan confusion matrix akan membandingkan label sentimen pada data latih dan data uji menggunakan matrix berdimensi 3×3 . Dari metode evaluasi tersebut kemudian dilakukan evaluasi performa untuk mengetahui tingkat akurasi pada model klasifikasi saat diterapkan pemrosesan data yaitu nilai akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Evaluasi selanjutnya dengan k-fold cross validation untuk mengetahui estimasi kesalahan prediksi dalam kinerja model. K-fold cross validation akan membagi data menjadi k bagian yang kemudian melatih dan menguji klasifikasi model sebanyak nilai k. Pada setiap bagian k dibagi menjadi data uji dan data latih yang akan dihitung nilai akurasinya sesuai porsi data tersebut. Proses ini diulang-ulang hingga mencapai bagian k dan terakhir dilakukan perhitungan rata-rata nilai akurasi dari k sebagai hasil final nilai akurasi (Mardiana, dkk., 2022). Pada penelitian ini parameter k bernilai 10. Terakhir hasil akurasi tersebut selanjutnya dibandingkan antara metode Naive Bayes dan Support Vector Machine yang kemudian digunakan sebagai acuan metode mana yang memiliki hasil lebih baik untuk model klasifikasi dalam penelitian ini.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan dan Pelabelan Data

Dataset yang digunakan pada penelitian ini dikumpulkan melalui proses *crawling* data dari media sosial Twitter menggunakan kata kunci “ChatGPT” mulai tanggal 30 November 2022 hingga 28 Februari 2023. Data diambil dengan mengimplementasikan *library snsrape* pada *python* dan menghasilkan 35722 data yang kemudian diterjemahkan ke dalam bahasa Indonesia. Proses pembersihan data selanjutnya diterapkan untuk menghapus data duplikat dan data yang tidak penting. Diperoleh 7101 data bersih dari proses pembersihan data tersebut yang kemudian dilabeli secara manual menjadi tiga kategori positif, negatif, dan netral. Hasil

pelabelan data dalam penelitian ini selanjutnya divalidasi oleh ahli yang merupakan seorang guru Bahasa Indonesia. Sebanyak 7101 data hasil pelabelan dapat dilihat rincian masing-masing kelasnya pada **Tabel 3.1**.

Tabel 3.1. Jumlah data pada setiap kelas

No.	Nama Kelas	Jumlah Data
1.	Positif	1316
2.	Negatif	1853
3.	Netral	3932

3.2 Preprocessing

Proses *preprocessing* dalam penelitian ini terdiri dari *case folding*, normalisasi teks, *tokenizing*, *filtering*, *stemming*, dan *balancing*.

3.2.1 Case Folding

Tahap ini mengubah semua huruf pada setiap kata dalam kalimat menjadi *lowercase* atau huruf kecil dan juga menghapus angka. Permisalan *case folding* pada kata “ChatGPT” akan diubah menjadi “chatgpt”. Hasil implementasi *case folding* dapat dilihat contohnya pada **Tabel 3.2** sebagai berikut.

Tabel 3.2. Contoh implementasi *case folding*

No.	Sebelum Case Folding	Setelah Case Folding
1.	#ChatGPT Serahkan AI 100% pada kemampuannya, kita harus fokus pada penciptaan nilai-nilai inti. https://t.co/dGjx80e9II	#chatgpt serahkan ai % pada kemampuannya, kita harus fokus pada penciptaan nilai-nilai inti. https://t.co/dgjxeii
2.	Alat copywriting #AI terbaik untuk dikunjungi hari ini 🗨️ #ChatGPT: Menjawab pertanyaan 🤖 #YaaraAI: Konten yang menarik 🔄 #ParaphraserAI: Pengungkapan Ulang 📄 #Grammarly: Koreksi 📖 #Hemingway: Kejelasan 📖 #PowerThesaurus: Sinonim Ketahui lebih banyak: https://t.co/q8E0u63ERV	alat copywriting #ai terbaik untuk dikunjungi hari ini 🗨️ #chatgpt: menjawab pertanyaan 🤖 #yaaraai: konten yang menarik 🔄 #paraphraserai: pengungkapan ulang 📄 #grammarly: koreksi 📖 #hemingway: kejelasan 📖 #powerthesaurus: sinonim ketahu lebih banyak: https://t.co/queerv
3.	@ormanclark Yuk tanya ChatGPT :D Bruh, bahkan si CPT pun malas menyebutkan semuanya :P https://t.co/gIMxJghH9W	@ormanclark yuk tanya chatgpt :d bruh, bahkan si cpt pun malas menyebutkan semuanya :p https://t.co/gimxjghhw

3.2.2 Normalisasi Teks

Proses selanjutnya memperbaiki ejaan setiap kata dalam teks dengan mengubah kata-kata singkatan menjadi kata-kata yang lebih lengkap dan baku. Contoh normalisasi teks seperti pada kata “cpt” menjadi “cepat”. Hasil penerapan normalisasi teks disajikan contohnya pada **Tabel 3.3**.

Tabel 3.3. Contoh implementasi normalisasi teks

No.	Sebelum Normalisasi Teks	Setelah Normalisasi Teks
1.	#chatgpt serahkan ai % pada kemampuannya, kita harus fokus pada penciptaan nilai-nilai inti. https://t.co/dgjxeii	#chatgpt serahkan ai % pada kemampuannya, kita harus fokus pada penciptaan nilai-nilai inti. https://t.co/dgjxeii
2.	alat copywriting #ai terbaik untuk dikunjungi hari ini 🗨️ #chatgpt: menjawab pertanyaan 🤖 #yaaraai: konten yang menarik 🔄 #paraphraserai: pengungkapan ulang 📄 #grammarly: koreksi 📖 #hemingway: kejelasan 📖 #powerthesaurus: sinonim ketahui lebih banyak: https://t.co/queerv	alat copywriting #ai terbaik untuk dikunjungi hari ini 🗨️ #chatgpt: menjawab pertanyaan 🤖 #yaaraai: konten yang menarik 🔄 #paraphraserai: pengungkapan ulang 📄 #grammarly: koreksi 📖 #hemingway: kejelasan 📖 #powerthesaurus: sinonim ketahui lebih banyak: https://t.co/queerv
3.	@ormanclark yuk tanya chatgpt :d bruh, bahkan si cpt pun malas menyebutkan semuanya :p https://t.co/gimxjghhw	@ormanclark yuk tanya chatgpt :d bruh, bahkan si cepat pun malas menyebutkan semuanya :p https://t.co/gimxjghhw

3.2.3 Tokenizing

Tokenizing membagi kalimat ke dalam bentuk kata yang lebih kecil dan kemudian disebut sebagai token. Proses *tokenizing* misalnya kalimat “masyarakat desa ramah” setelah diproses menjadi “masyarakat”, “desa”, “ramah”. Contoh pengimplementasian *tokenizing* pada **Tabel 3.4.**

Tabel 3.4. Contoh implementasi *tokenizing*

No.	Sebelum <i>Tokenizing</i>	Setelah <i>Tokenizing</i>
1.	#chatgpt serahkan ai % pada kemampuannya, kita harus fokus pada penciptaan nilai-nilai inti. https://t.co/dgjxeii	['chatgpt', 'serahkan', 'ai', 'pada', 'kemampuannya', 'kita', 'harus', 'fokus', 'pada', 'penciptaan', 'nilai', 'nilai', 'inti']
2.	alat copywriting #ai terbaik untuk dikunjungi hari ini 🗨️ #chatgpt: menjawab pertanyaan 🤖 #yaaraai: konten yang menarik 🔄 #paraphraserai: pengungkapan ulang 📄 #grammarly: koreksi 📖 #hemingway: kejelasan 📖 #powerthesaurus: sinonim ketahui lebih banyak: https://t.co/queerv	['alat', 'copywriting', 'ai', 'terbaik', 'untuk', 'dikunjungi', 'hari', 'ini', 'chatgpt', 'menjawab', 'pertanyaan', 'yaaraai', 'konten', 'yang', 'menarik', 'paraphraserai', 'pengungkapan', 'ulang', 'grammarly', 'koreksi', 'hemingway', 'kejelasan', 'powerthesaurus', 'sinonim', 'ketahui', 'lebih', 'banyak']
3.	@ormanclark yuk tanya chatgpt :d bruh, bahkan si cepat pun malas menyebutkan semuanya :p https://t.co/gimxjghhw	['ormanclark', 'yuk', 'tanya', 'chatgpt', 'd', 'bruh', 'bahkan', 'si', 'cepat', 'pun', 'malas', 'menyebutkan', 'semuanya', 'p']

3.2.4 *Filtering*

Tahapan ini menghapus *stopword* berupa kata hubung dan kata-kata yang sering muncul namun tidak digunakan dalam pemrosesan. Contoh kata dalam *stopword* yang dihilangkan seperti “apa”, “tidak”, dan “dapat”. Hasil dari penerapan *filtering* dapat dilihat contohnya pada **Tabel 3.5**.

Tabel 3.5. Contoh implementasi *filtering*

No.	Sebelum <i>Filtering</i>	Setelah <i>Filtering</i>
1.	['chatgpt', 'serahkan', 'ai', 'pada', 'kemampuannya', 'kita', 'harus', 'fokus', 'pada', 'penciptaan', 'nilai', 'nilai', 'inti']	chatgpt serahkan ai kemampuannya fokus penciptaan nilai nilai inti
2.	['alat', 'copywriting', 'ai', 'terbaik', 'untuk', 'dikunjungi', 'hari', 'ini', 'chatgpt', 'menjawab', 'pertanyaan', 'yaaraai', 'konten', 'yang', 'menarik', 'paraphraserai', 'pengungkapan', 'ulang', 'grammarly', 'koreksi', 'hemingway', 'kejelasan', 'powerthesaurus', 'sinonim', 'ketahui', 'lebih', 'banyak']	alat copywriting ai terbaik dikunjungi chatgpt yaaraai konten menarik paraphraserai pengungkapan ulang grammarly koreksi hemingway kejelasan powerthesaurus sinonim ketahui
3.	['ormanclark', 'yuk', 'tanya', 'chatgpt', 'd', 'bruh', 'bahkan', 'si', 'cepat', 'pun', 'malas', 'menyebutkan', 'semuanya', 'p']	ormanclark yuk chatgpt d bruh si cepat malas p

3.2.5 *Steaming*

Proses *stemming* mengembalikan setiap kata ke kata dasarnya dengan menghilangkan imbuhan pada kata agar setiap kata tersebut kembali ke bentuk semula. Penerapan *stemming* misalnya pada kata “kecerdasan” dikembalikan ke kata “cerdas” sebagai kata dasarnya. Hasil pengimplementasian dari proses *stemming* disajikan contohnya pada **Tabel 3.6** sebagai berikut.

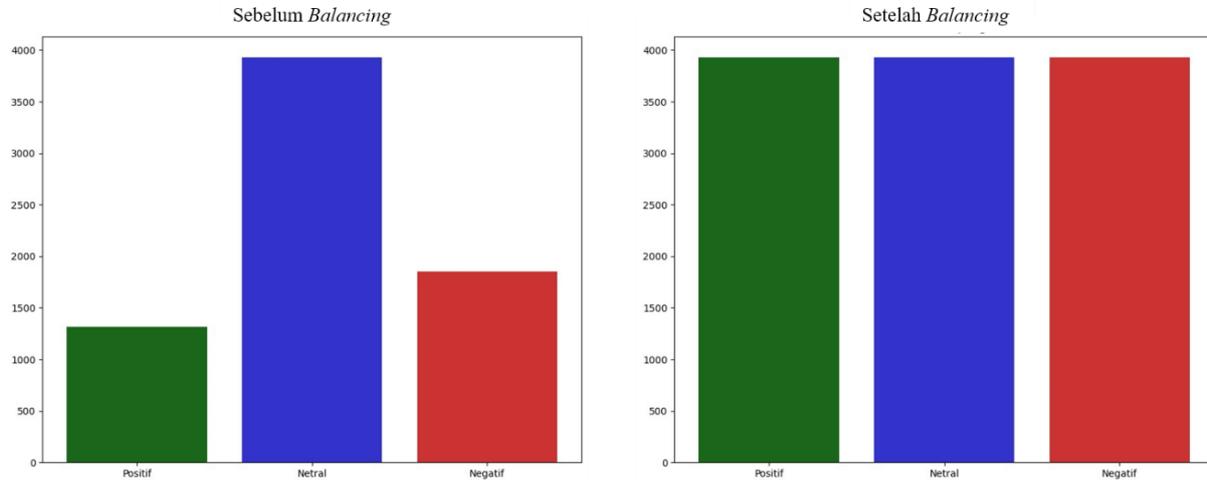
Tabel 3.6. Contoh implementasi *stemming*

No.	Sebelum <i>Stemming</i>	Setelah <i>Stemming</i>
1.	chatgpt serahkan ai kemampuannya fokus penciptaan nilai nilai inti	chatgpt serah ai mampu fokus cipta nilai nilai inti
2.	alat copywriting ai terbaik dikunjungi chatgpt yaaraai konten menarik paraphraserai pengungkapan ulang grammarly koreksi hemingway kejelasan powerthesaurus sinonim ketahui	alat copywriting ai baik kunjung chatgpt yaaraai konten tarik paraphraserai ungkap ulang grammarly koreksi hemingway jelas powerthesaurus sinonim tahu
3.	ormanclark yuk chatgpt d bruh si cepat malas p	ormanclark yuk chatgpt d bruh si cepat malas p

3.2.6 *Balancing*

Tahapan terakhir dalam *preprocessing* penelitian ini menyeimbangkan kelas data yang tidak *balance* menggunakan teknik *oversampling*. Grafik data awal dan data hasil *balancing* dapat dilihat perbandingannya pada **Gambar 3.1**. Sebelum dilakukan *balancing* data positif

berjumlah 1316 data, data negatif sejumlah 1853 data, dan data netral sebanyak 3932 data. Proses *oversampling* mengikuti nilai pada kelas mayoritasnya yang menghasilkan nilai data yang sama pada masing-masing kelas. Jumlah data setelah dilakukan *balancing* menggunakan *oversampling* mengikuti nilai pada data netral sebanyak 3932 data pada setiap kelasnya.



Gambar 3.1 Perbandingan jumlah data sebelum dan setelah balancing

3.3 Pembobotan

Proses pembobotan dilakukan menggunakan TF-IDF yang mana hasilnya akan digunakan dalam pemrosesan data dan hanya kata-kata yang memiliki nilai bobot saja yang akan diproses. Hasil dari proses pembobotan dengan TF-IDF disajikan pada **Gambar 3.2** dengan nilai pada tanda kurung menyatakan urutan kalimat dan kata serta nilai berupa angka desimal merupakan nilai pembobotan katanya dengan TF-IDF. Contoh pada baris pertama nilai (0, 8894) menunjukkan bahwa angka 0 merupakan kalimat atau data pertama, sedangkan 8894 menyatakan urutan kata terdapat pada angka 8894 dari keseluruhan urutan kata yang sudah digabungkan dan 0.3696158266524132 adalah nilai hasil pembobotan katanya.

```
TfidfTransformer()
(0, 8894) 0.3696158266524132 (11794, 7769) 0.15933261130122353
(0, 8893) 0.3696158266524132 (11794, 7433) 0.1622462687677738
(0, 7478) 0.28284959788401404 (11794, 6690) 0.12546592085504019
(0, 6572) 0.16081018848190012 (11794, 6092) 0.4637472805898669
(0, 6466) 0.21496550524015173 (11794, 6063) 0.15680868640140938
(0, 4619) 0.31526882059205996 (11794, 5602) 0.15458242686328896
(0, 3274) 0.24695666679171224 (11794, 5194) 0.1622462687677738
(0, 3103) 0.29952122060059005 (11794, 5096) 0.16569239411643308
(0, 2785) 0.3696158266524132 (11794, 4866) 0.13182570367024973
(0, 2435) 0.2804302365204332 (11794, 4215) 0.12786170045164869
(0, 1500) 0.04176364866131663 (11794, 3330) 0.07401198069222506
(0, 1463) 0.3280215478797281 (11794, 2667) 0.33138478823286616
(1, 9206) 0.2697602635024644 (11794, 2197) 0.16569239411643308
(1, 8646) 0.282346178912435 (11794, 2137) 0.12142907993619036
(1, 7793) 0.31213167591255514 (11794, 1561) 0.16569239411643308
(1, 6438) 0.30547702047167974 (11794, 1538) 0.16569239411643308
(1, 4441) 0.34091901588575424 (11794, 1500) 0.019198491120876095
(1, 3563) 0.24449584175164638 (11794, 973) 0.11904195679030526
(1, 2316) 0.2450561287452122 (11794, 692) 0.4970771823492992
(1, 1500) 0.04723429386248377 (11795, 7079) 0.4630345468643469
(1, 1494) 0.2193148668684742 (11795, 5170) 0.45471926124953227
(1, 983) 0.45296675138309095 (11795, 5057) 0.3744485433609211
(1, 954) 0.30868541376931197 (11795, 4754) 0.43033801686071393
(1, 171) 0.2644153781528965 (11795, 2454) 0.5004246951654658
(2, 9761) 0.29662537413770584 (11795, 1500) 0.054790564394167095
: :
```

Gambar 3.2. Hasil pembobotan TF-IDF

3.4 Processing

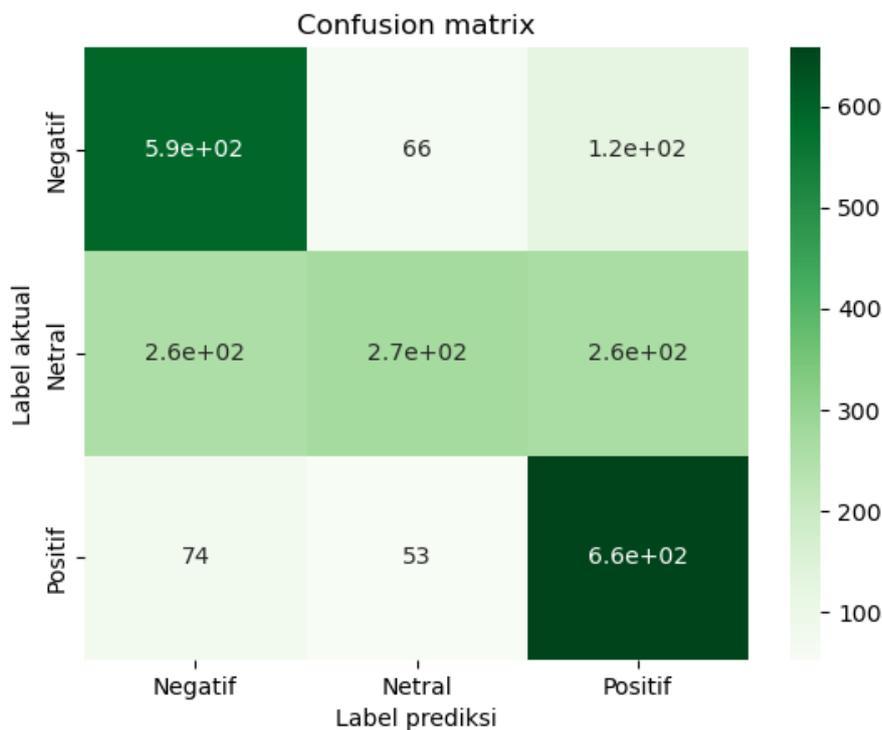
Pada *processing* menggunakan *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* diterapkan *split* data terlebih dahulu di mana data dibagi dua menjadi data latih dan data uji, dengan perbandingan pembagian datanya 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Pengimplementasian metode pertama dengan *Naïve Bayes* memperoleh hasil akurasi sebesar 0,646 atau 65% sementara pada metode SVM mendapatkan hasil akurasi sebesar 0,742 atau 74%. Hasil pemrosesan tersebut menunjukkan nilai akurasi pada metode SVM lebih baik daripada metode *Naïve Bayes*.

3.5 Pengujian dan Evaluasi

Kedua metode klasifikasi yang telah digunakan dalam pemrosesan selanjutnya perlu diuji dan dievaluasi performa modelnya. Pada penelitian ini menggunakan *confusion matrix* dan *k-fold cross validation* untuk penerapan pengujian dan evaluasi model. Detail hasil pengujian dan evaluasi model dibahas lebih lanjut pada masing-masing metode sebagai berikut.

3.5.1 Metode *Naïve Bayes*

Hasil implementasi algoritma *confusion matrix* dengan membandingkan kelas dari data latih dan data uji dari metode *Naïve Bayes* berupa *matrix* berdimensi 3x3 dapat dilihat pada **Gambar 3.3**.



Gambar 3.3. Hasil *confusion matrix* pada *Naïve Bayes*

Waktu pengujian metode *Naïve Bayes* 0,166 detik dengan akurasi sebesar 65% dengan rincian nilai presisi, *recall*, dan *f1-score* setiap kategorinya disajikan pada **Tabel 3.7**.

Tabel 3.7. Hasil metode *Naïve Bayes*

<i>Class Name</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Positif	0.63	0.84	0.72
Negatif	0.64	0.76	0.70
Netral	0.70	0.34	0.46
AVG	0.66	0.65	0.63

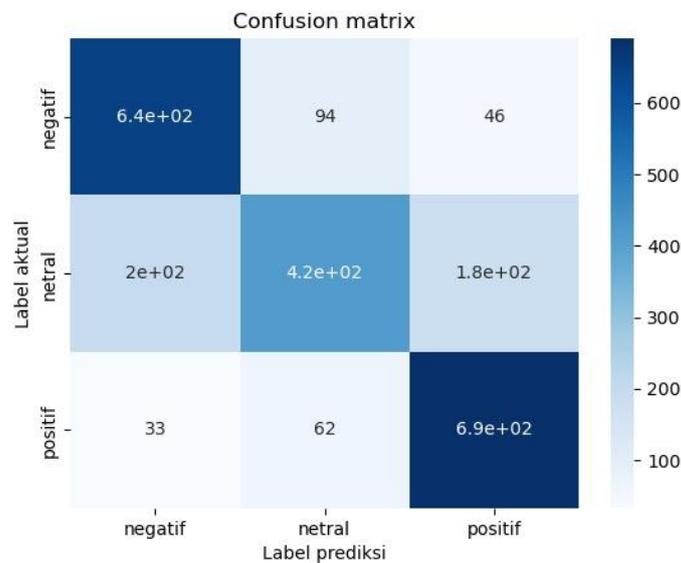
Penerapan evaluasi kemudian menggunakan algoritma *k-fold cross validation* dan diperoleh hasil rata-rata nilai akurasi 62% dengan nilai tertingginya 65%. Masing-masing nilai akurasi hasil evaluasi dengan 10 *k-fold* dapat dilihat pada **Tabel 3.8**.

Tabel 3.8. Hasil *k-fold cross validation* pada *Naïve Bayes*

<i>K-fold</i>	Akurasi
1	0.62182203
2	0.61228814
3	0.62076271
4	0.62182203
5	0.6440678
6	0.61016949
7	0.65005302
8	0.63096501
9	0.61823966
10	0.61187699
AVG	0.6242066879953987

3.5.2 Metode *Support Vector Machine*

Metode Hasil implementasi algoritma *confusion matrix* dari metode *Support Vector Machine* berupa *matrix* berdimensi 3x3 disajikan pada **Gambar 3.4**.



Gambar 3.4. Hasil *confusion matrix* pada *Support Vector Machine*

Akurasi metode SVM sebesar 74% dengan lama waktu pengujian 0,212 detik dengan detail nilai presisi, *recall*, dan *f1-score* setiap kategorinya dapat dilihat pada **Tabel 3.9**.

Tabel 3.9. Hasil metode *Support Vector Machine*

<i>Class Name</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Positif	0.76	0.88	0.81
Negatif	0.74	0.82	0.78
Netral	0.73	0.53	0.61
AVG	0.74	0.74	0.73

Penerapan evaluasi kemudian menggunakan algoritma *k-fold cross validation* dan didapatkan hasil nilai akurasi tertinggi 76% dengan rata-ratanya sebesar 73%. Masing-masing nilai akurasi hasil evaluasi dengan 10 *k-fold* disajikan pada **Tabel 3.10**.

Tabel 3.10. Hasil *k-fold cross validation* pada *Support Vector Machine*

<i>K-fold</i>	Akurasi
1	0.72033898
2	0.73199153
3	0.73622881
4	0.72563559
5	0.72033898
6	0.71610169
7	0.75503712
8	0.74443266
9	0.72322375
10	0.71474019
AVG	0.7288069315383647

3.6 Klasifikasi Analisis Sentimen

Pengklasifikasian model pada sebanyak 7101 data ke dalam tiga kelas kategori yaitu positif, negatif, dan netral setelah diproses kemudian dipersentasekan menurut kategorinya. Persentase tersebut menghasilkan sentimen netral dengan persentase paling tinggi sebesar 55%, sentimen negatif dengan persentase sebesar 26%, dan paling rendah sentimen positif dengan persentase sebesar 19%. Dari persentase tersebut diperoleh kesimpulan bahwa sentimen masyarakat terhadap kemunculan ChatGPT cenderung hanya berupa informasi dan mayoritas masyarakat tidak menyatakan setuju maupun tidak setuju dengan hal tersebut.

3.7 Perbandingan Metode

Penerapan dua metode dalam penelitian ini menghasilkan nilai akurasi dari proses pengujian dan evaluasi setiap model klasifikasi yaitu *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine*. Hasil nilai akurasi pada metode *Naïve Bayes* sebesar 65% dan pada metode *Support Vector Machine* sebesar 74%. Nilai akurasi yang lebih tinggi pada metode *Support Vector Machine* menunjukkan bahwa performa pengklasifikasian modelnya lebih baik dibandingkan metode *Naïve Bayes*. Perbandingan hasil akurasi dari kedua model klasifikasi tersebut dapat dilihat pada **Tabel 3.11**.

Tabel 3.11. Perbandingan hasil akurasi metode

No.	Metode	Akurasi
1.	<i>Naïve Bayes</i>	0,646
2.	<i>Support Vector Machine</i>	0,742

4 KESIMPULAN

Berdasarkan implementasi dari dua metode klasifikasi terhadap sentimen masyarakat mengenai kemunculan ChatGPT menjadi tiga kategori positif, negatif, dan netral diperoleh hasil akurasi metode *Naïve Bayes* sebesar 65% dan metode *Support Vector Machine* sebesar 74%. Kedua model tersebut dapat melakukan klasifikasi dengan cukup baik terutama pada kategori positif dan negatif serta didapatkan performa pengklasifikasian yang paling baik pada metode *Support Vector Machine*. Persentase data sentimen paling tinggi pada sentimen netral yakni sebesar 55%, sentimen negatif sebesar 26%, dan paling rendah sentimen positif sebesar 19%. Persentase tersebut menunjukkan bahwa mayoritas masyarakat tidak menyatakan setuju

atau tidak setuju dengan kemunculan ChatGPT, banyaknya data sentimen yang cenderung hanya berupa informasi menandakan bahwa tanggapan masyarakat terhadap kemunculan ChatGPT adalah netral lebih kepada berusaha mengikuti perkembangan teknologi yang ada. Hasil penelitian ini diharapkan dapat dikembangkan lebih lanjut agar nantinya diperoleh hasil penelitian yang lebih maksimal dengan menggunakan dataset yang lebih banyak dari berbagai media sosial, penerapan algoritma dalam proses pelabelan data supaya lebih efisien, serta penambahan metode klasifikasi yang lebih beragam.

UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terimakasih penulis sampaikan kepada segenap dosen Program Studi Teknik Informatika, Universitas Darussalam Gontor yang telah senantiasa memberikan dukungan dan bimbingan dalam pelaksanaan penelitian ini. Penulis juga berterimakasih kepada semua pihak yang telah terlibat dalam penelitian ini yang tidak dapat disebutkan satu per satu.

DAFTAR PUSTAKA

- Abbas, M., Memon, K. A., Jamali, A. A., Memon, S., & Ahmed, A. (2019). Multinomial Naive Bayes Classification Model for Sentiment Analysis. *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, 19(3), 62. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.30021.40169>
- Fairuz, A. L., Ramadhani, R. D., & Tanjung, N. A. F. (2021). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap COVID-19 Pada Media Sosial Twitter. *Journal of Dinda: Data Science, Information Technology, and Data Analytics*, 1(1), 42–51. <https://doi.org/10.20895/dinda.v1i1.180>
- Fikri, M. I., Sabrila, T. S., & Azhar, Y. (2020). Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Twitter. *SMATIKA JURNAL*, 10(02), 71–76. <https://doi.org/10.32664/smatika.v10i02.455>
- Gifari, O. I., Adha, M., Freddy, F., & Durrand, F. F. S. (2022). Analisis Sentimen Review Film Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine. *Journal of Information Technology*, 2(1), 36–40. <https://doi.org/10.46229/jifotech.v2i1.330>
- Korkmaz, A., Aktürk, C., & Talan, T. (2023). Analyzing the User's Sentiments of ChatGPT Using Twitter Data. *Iraqi Journal for Computer Science and Mathematics*, 4(2), 202–214. <https://doi.org/10.52866/ijcsm.2023.02.02.018>
- Mardiana, L., Kusnandar, D., & Satyahadewi, N. (2022). Analisis Diskriminan Dengan K Fold Cross Validation Untuk Klasifikasi Kualitas Air di Kota Pontianak. *Buletin Ilmiah Mat. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, 11(1), 97–102. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.26418/bbimst.v11i1.51608>
- Muriyatmoko, D., Taufiqurrahman, T., & Humam, A. (2022). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Konflik Rusia dan Ukraina Menggunakan Metode Naïve Bayes pada Media Sosial Twitter. *METIK JURNAL*, 6(2), 140–145. <https://doi.org/10.47002/metik.v6i2.375>
- Oktaviana, N. E., Sari, Y. A., & Indriati, I. (2022). Analisis Sentimen terhadap Kebijakan Kuliah Daring Selama Pandemi Menggunakan Pendekatan Lexicon Based Features dan Support Vector Machine. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 9(2), 357. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2022925625>
- Rachbini, W., Evi, T., & Suyanto. (2023). *Pengenalan Chatgpt Tips Dan Trik Bagi Pemula* (1 ed.). Jakarta: CV. AA. RIZKY.
- Sumayah, S., Sembiring, F., & Jatmiko, W. (2023). Analysis of Sentiment of Indonesian Community on Metaverse Using Support Vector Machine Algorithm. *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, 4(1), 143–150. <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2023.4.1.417>