

ANALISIS SENTIMEN UNTUK EVALUASI REPUTASI MEREK MOTOR XYZ BERKAITAN DENGAN ISU RANGKA MOTOR DI TWITTER MENGGUNAKAN PENDEKATAN MACHINE LEARNING

Ferdian Maulana Akbar^{*1}, Robby Hermansyah², Sofian Lusa³, Dana Indra Sensuse⁴, Nadya Safitri⁵,
Damayanti Elisabeth⁶

^{1,2,4,5,6}Universitas Indonesia, Depok, ³Institut Pariwisata Trisakti, Jakarta

Email: ¹ferdian.maulana@ui.ac.id, ²roby.hermansyah@ui.ac.id, ³sofian.lusa@iptrisakti.ac.id, ⁴dana@ui.ac.id,
⁵nadya.safitri@ui.ac.id, ⁶damayanti.elisabeth@ui.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 29 Januari 2024, diterima untuk diterbitkan: 14 Juni 2024)

Abstrak

Motor XYZ mengeluarkan inovasi rangka motor yang diperkenalkan pada tahun 2019. Sekitar Agustus 2023, beredar rumor di media sosial yang menyatakan bahwa rangka tersebut mengalami karat, korosi, dan retak, menyebabkan kekhawatiran di kalangan masyarakat yang tentunya hal ini berpotensi merugikan reputasi merek XYZ. Sasaran utama dari studi ini adalah mengevaluasi pandangan masyarakat di platform Twitter pada Motor XYZ, khususnya pada perbincangan seputar isu rangka motor. Data yang digunakan merupakan data yang diambil teknik *crawling* dengan periode *tweets* dari Agustus hingga November 2023. Penelitian ini akan memanfaatkan analisis sentimen menggunakan *word cloud*, analisis tren dan distribusi, dan perbandingan lima algoritma *machine learning*, yakni *Naïve Bayes*, *Decision Tree*, *Support Vector Machine*, *Logistic Regression*, dan *Random Forest*. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi algoritma dengan performa terbaik untuk mengategorikan *tweets* dan memberikan rekomendasi kepada Motor XYZ terkait reputasi merek dalam hubungannya dengan isu rangka motor. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model klasifikasi sentimen dengan kinerja terbaik setelah *hyperparameter tuning* adalah *Random Forest*, dengan *F1 score* sebesar 0,765. Selain itu, rekomendasi yang dapat diberikan adalah meningkatkan kesadaran tentang pemeriksaan rangka gratis karena telah terbukti berdampak positif pada sentimen masyarakat di Twitter. Perlu ditekankan bahwa dalam penelitian ini tidak ada pertimbangan terhadap proses *deployment* model *machine learning* dan pembuatan *dashboard*. Selain itu, penelitian ini tidak menangani analisis reputasi atau sentimen merek di platform media sosial lain seperti TikTok atau Instagram.

Kata kunci: analisis sentimen, rangka motor, reputasi merek, *machine learning*

SENTIMENT ANALYSIS FOR EVALUATING THE REPUTATION OF XYZ MOTOR BRAND RELATED TO FRAME ISSUE ON TWITTER USING MACHINE LEARNING APPROACH

Abstract

Motor XYZ introduced an innovative motorcycle frame in 2019. In August 2023, rumors began circulating on social media that these frames were experiencing rust, corrosion, and cracks. This caused public concern and potentially harmed the XYZ brand's reputation. This study aims to evaluate public opinion on Twitter regarding the motorcycle frame issue. Data was collected using crawling techniques from tweets posted between August and November 2023. We used sentiment analysis with word clouds, trend and distribution analysis, and compared five machine learning algorithms: *Naïve Bayes*, *Decision Tree*, *Support Vector Machine*, *Logistic Regression*, and *Random Forest*. The goal was to identify the best algorithm for categorizing tweets and provide recommendations to Motor XYZ about their brand reputation concerning the frame issue. Results showed that the *Random Forest* model, after hyperparameter tuning, had the best performance with an *F1 score* of 0.765. This study recommend increasing awareness about free frame inspections, as this positively impacted public sentiment on Twitter. Note that this study does not include the deployment process of the machine learning model or dashboard creation, nor does it address brand reputation or sentiment analysis on other social media platforms such as TikTok or Instagram.

Keywords: sentiment analysis, motor frame, brand reputation, machine learning

1. PENDAHULUAN

Twitter, bersama dengan platform media sosial populer lainnya, memberikan wadah untuk pendapat publik tentang ide, produk, layanan, dan lainnya. Sejumlah besar data yang dibagikan di Twitter dalam bentuk *tweets* dapat membantu dalam mengekstrak sentimen dan memberikan ulasan pengguna untuk meningkatkan kualitas produk dan layanan (Aljedaani et al., 2022). Ulasan tersebut pada akhirnya berkontribusi untuk mempresentasikan reputasi sebuah merek, yang dapat menjadi dasar pengambilan keputusan bagi konsumen atau masyarakat lain terkait penggunaan produk merek tersebut.

Merek Motor XYZ, sebagai pemimpin dalam industri otomotif, memperkenalkan inovasi pada tahun 2019, yaitu sebuah kerangka motor ABC. Kerangka motor ABC oleh Motor XYZ adalah produk yang sangat penting bagi perusahaan, dan respons dari masyarakat berpotensi memengaruhi reputasi merek dan volume penjualan. Sekitar Agustus 2023, isu seperti rentan retak, korosi, dan kekhawatiran lain terhadap kerangka tersebut mendapat perhatian di platform media sosial, termasuk Twitter. Penyebaran cepat informasi dan opini melalui Twitter dapat secara signifikan memengaruhi persepsi publik terhadap produk ini yang mana bisa memberikan pengaruh juga pada penjualan.

Penambahan ulasan telah menjadi metode populer untuk mendapatkan wawasan tentang pandangan, perasaan, dan opini pengguna tentang berbagai topik tentang isu-isu saat ini atau masa lalu (Ahmad et al., 2018). Informasi ini dapat dimanfaatkan sebagai umpan balik untuk layanan atau produk yang disediakan. Metode ini menjadi menjanjikan untuk strategi popularitas merek (Ahmad et al., 2018). Analisis sentimen merupakan salah satu cara atau metode untuk melakukan penambahan ulasan.

Analisis sentimen merupakan metode penambahan teks kontekstual yang digunakan untuk menentukan sikap dan opini orang terhadap sebuah perusahaan, merek, individu, atau peristiwa dengan mengekstrak informasi dari sumber daring (Trivedi and Singh, 2021). Analisis sentimen membantu perusahaan mengatasi masalah sebelum menjadi kelemahan yang dapat dieksploitasi oleh pesaing. Pendekatan berbasis *machine learning* (ML) umumnya digunakan untuk analisis sentimen (Indrawati and Putri, 2021). Dengan menggunakan metode analisis ini, tujuannya adalah untuk menentukan sentimen publik di Twitter terhadap merek Motor XYZ mengenai isu kerangka ABC.

Dalam penelitian ini, akan digunakan lima algoritma yang banyak digunakan untuk analisis sentimen dalam konteks reputasi merek. Kelima algoritma ini adalah *Naïve Bayes* (NB), *Decision Tree* (DT), *Support Vector Machine* (SVM), *Logistic Regression* (LR), dan *Random Forest* (RF).

Algoritma-algoritma ini dipilih berdasarkan hasil tinjauan literatur sebagai lima algoritma ML teratas yang paling banyak digunakan untuk tujuan ini. Eksperimen akan dilakukan untuk mengetahui algoritma mana yang memberikan kinerja terbaik dalam mengklasifikasikan sentimen *tweets* terkait Motor XYZ. Kinerja dari algoritma akan dievaluasi dengan beberapa ukuran atau metrik. Metrik yang digunakan adalah akurasi, *recall*, *precision*, dan *F1 score*.

Penelitian ini memperkenalkan kebaruan dalam hal topik studi kasusnya di mana analisis sentimen dilakukan untuk produk otomotif, terutama kendaraan roda dua. Hasil studi ini diharapkan memberikan manfaat bagi Motor XYZ, khususnya dalam mengevaluasi produk dan kerangka ABC.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Lingkup Pengetahuan Reputasi Merek

Analisis reputasi merek mengacu pada bagaimana entitas eksternal, termasuk konsumen, pesaing, dan pemangku kepentingan relevan lainnya, secara kolektif memahami dan mengevaluasi karakteristik merek. Ini mencakup persepsi dan posisi keseluruhan merek di pasar, mempertimbangkan faktor-faktor seperti kualitas produk yang dirasakan, keandalan, kredibilitas, dan perbedaan dari pesaing.

Reputasi merek yang positif sering kali dikaitkan dengan peningkatan kepercayaan konsumen, loyalitas, dan kesiapan untuk melakukan pembelian. Sebaliknya, reputasi yang negatif dapat menyebabkan penurunan kepercayaan konsumen dan potensi tantangan bagi bisnis. Pada dasarnya, reputasi merek memainkan peran penting dalam membentuk persepsi konsumen dan memengaruhi keputusan mereka terkait produk atau layanan merek (Sun, Zhang and Feng, 2024).

Dengan melakukan analisis reputasi merek, sebuah perusahaan dapat memperoleh beberapa wawasan berharga yang dapat dimanfaatkan untuk keuntungan. Dalam enam belas studi sebelumnya yang dikutip, sentimen pengguna terhadap produk atau layanan adalah pengetahuan yang paling banyak diperoleh (Ahmad et al., 2018; Asghar et al., 2019; Asiful Huda et al., 2019; Ducange et al., 2019; Bagherzadeh et al., 2021; Chen, Zhang and Xia, 2021; Indrawati and Putri, 2021; Nagarkar, Amarnani and Doshi, 2021; Trivedi and Singh, 2021; Lappeman et al., 2022; Shahriar et al., 2022; Warnakulasooriya et al., 2022; Dobrucali Yelkenci, Özdağoğlu and İltir, 2023; Hossain et al., 2023; Peng and Wan, 2023; Yilmaz and Altunay, 2023). Analisis sentimen adalah metode yang menggunakan pemrosesan bahasa alami, analisis teks, dan ML untuk mengekstrak informasi subjektif dari data teks. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi nada emosional atau sikap yang terungkap dalam sepotong teks, seperti kiriman media sosial atau ulasan produk, dan mengklasifikasikan sentimen sebagai positif, negatif, atau netral. Ini juga dapat mengenali emosi tertentu

seperti kegembiraan atau kemarahan. Analisis ini banyak digunakan dalam pemasaran, layanan pelanggan, dan pengembangan produk untuk memahami pendapat dan sikap konsumen terhadap merek, produk, dan layanan (Asghar et al., 2019).

2.2 ML untuk Analisis Sentimen

Di antara beberapa metode analisis yang sangat direkomendasikan, khususnya dalam kategori Analisis Sentimen, terlihat bahwa algoritma yang paling sering direkomendasikan adalah NB, disarankan oleh enam studi (Asiful Huda et al., 2019; Ducange et al., 2019; Pathak et al., 2020; Indrawati and Putri, 2021; Nagarkar, Amarnani and Doshi, 2021; Erkeyman et al., 2023). NB adalah algoritma ML yang digunakan untuk mengatasi masalah klasifikasi teks dengan menggunakan perhitungan probabilitas (Indrawati dan Putri, 2021). Algoritma-algoritma kedua yang paling direkomendasikan untuk Analisis Sentimen adalah SVM (Asiful Huda et al., 2019; Pathak et al., 2020; Chen, Zhang and Xia, 2021; Hossain et al., 2023), DT (Asiful Huda et al., 2019; Pathak et al., 2020; Erkeyman et al., 2023; Hossain et al., 2023), dan LR (Asiful Huda et al., 2019; Pathak et al., 2020; Erkeyman et al., 2023; Hossain et al., 2023) dimana masing-masing direkomendasikan oleh empat studi. Ketiganya adalah algoritma klasifikasi ML. Kemudian, ada juga tiga studi yang merekomendasikan RF (Pathak et al., 2020; Warnakulasooriya et al., 2022; Hossain et al., 2023). RF adalah algoritma pembelajaran ensemble yang menggabungkan beberapa pohon keputusan untuk klasifikasi.

2.3 Metode Evaluasi ML

Dari tinjauan studi sebelumnya, empat metode evaluasi telah diidentifikasi untuk model ML klasifikasi untuk analisis sentimen, khususnya untuk memperoleh pengetahuan terkait reputasi merek. Dalam studi-studi ini, metode yang paling direkomendasikan atau digunakan adalah *precision* dan *recall* (Asiful Huda et al., 2019; Pathak et al., 2020; Chen, Zhang and Xia, 2021; Indrawati and Putri, 2021; Nagarkar, Amarnani and Doshi, 2021; Trivedi and Singh, 2021; Shahriar et al., 2022; Dobrucali Yelkenci, Özdağoglu and İlter, 2023; Erkeyman et al., 2023; Hossain et al., 2023; Peng and Wan, 2023) dengan sebelas studi menggunakan keduanya. Selain itu, sepuluh studi masing-masing menggunakan akurasi (Asiful Huda et al., 2019; Ducange et al., 2019; Pathak et al., 2020; Chen, Zhang and Xia, 2021; Indrawati and Putri, 2021; Nagarkar, Amarnani and Doshi, 2021; Dobrucali Yelkenci, Özdağoglu and İlter, 2023; Erkeyman et al., 2023; Hossain et al., 2023; Peng and Wan, 2023) dan *F1 score* (Asiful Huda et al., 2019; Ducange et al., 2019; Pathak et al., 2020; Chen, Zhang and Xia, 2021; Indrawati and Putri, 2021; Nagarkar, Amarnani and Doshi, 2021; Shahriar et al., 2022; Erkeyman et al., 2023; Hossain et al., 2023; Peng and Wan, 2023)

untuk mengevaluasi model yang dihasilkan untuk mengklasifikasikan opini atau ulasan pengguna tentang suatu merek. Persamaan perhitungan *precision*, *recall*, akurasi, dan *F1 score* terlihat pada persamaan (1), (2), (3), dan (4).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

$$F1\ Score = 2 * \frac{Precision*Recall}{Precision+Recall} \quad (4)$$

Keterangan:

TP : True Positive

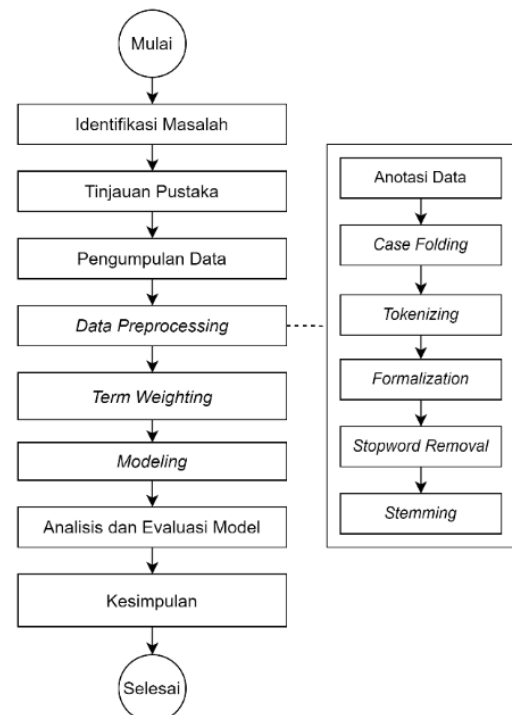
TN : True Negative

FP : False Postive

FN : False Negative

3. METODE

Tahapan penelitian diformulasikan berdasarkan alur proses umum dalam pengembangan model ML, sebagaimana diperoleh dari tinjauan pustaka yang telah diulas sebelumnya. Alur atau proses penelitian ini diilustrasikan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

3.1 Identifikasi Masalah

Langkah awal dari studi ini dimulai dengan mengidentifikasi masalah berdasarkan data yang telah dikumpulkan. Data dikumpulkan melalui studi dokumen yang diperoleh dari portal berita yang menghasilkan artikel terkait rangka ABC pada Motor XYZ. Proses identifikasi masalah melibatkan melakukan analisis kesenjangan berdasarkan data

yang terkumpul. Dari tahap ini, hasilnya mencakup formulasi pertanyaan penelitian.

3.2 Tinjauan Pustaka

Tinjauan pustaka dilakukan menggunakan metode tinjauan pustaka sistematis dengan *framework* yang disebut PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-analyses*) (Page et al., 2021). Kerangka kerja ini memberikan cara untuk memastikan kualitas setiap literatur yang diperoleh dan menilai kekuatan yang disertai bukti untuk menjaga kualitasnya. Ada tiga tahap yang kita ikuti, termasuk tahap identifikasi, tahap penyaringan, dan tahap inklusi.

3.3 Pengumpulan Data

Data dikumpulkan melalui teknik *data crawling*. *Data crawling* melibatkan ekstraksi konten tertentu dari web global tanpa perlu menggunakan antarmuka API situs untuk pengambilan konten (Wang and Lv, 2022). *Data crawling* dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python*. *Library* yang digunakan adalah *tweet-harvest*. Kata kunci yang digunakan untuk menyaring *tweets* yang akan diambil adalah "XYZ ABC" dengan batasan sebanyak 850 *tweets*. Interval waktu dari data yang diolah dalam studi ini mencakup 29 Agustus 2023 hingga 20 November 2023. Proses *data crawling* menghasilkan pengumpulan 864 *tweets*.

3.4 Data Preprocessing

Terdapat beberapa tahapan yang dilakukan dalam fase pemrosesan data, yaitu anotasi data dan pemrosesan teks (pengubahan huruf, *tokenization*, *formalization*, penghapusan kata hubung, dan *stemming*). Anotasi data adalah proses pelabelan data, di mana dalam penelitian ini, label yang digunakan adalah "positif" dan "negatif". Berikut adalah langkah-langkah yang dilakukan dalam pemrosesan teks (Kadhim, 2018) dan hasil akhirnya dapat dilihat pada Gambar 2:

- Pengubahan Huruf (*Case Folding*):** Menyesuaikan huruf teks menjadi huruf kecil atau besar sesuai keperluan. Ini dilakukan untuk menghilangkan perbedaan antara kata yang ditulis dengan huruf kecil maupun huruf besar dalam teks yang akan dianalisis.
- Tokenization*:** Memisahkan kata-kata dalam teks menjadi bagian-bagian lebih kecil yang disebut sebagai *token*. Hal ini dilakukan agar kata-kata dalam teks dapat diproses secara terpisah oleh algoritma klasifikasi.
- Formalization*:** Mengubah kata-kata yang tidak terstruktur menjadi bentuk yang lebih formal. Contohnya, mengubah ungkapan informal seperti "kamu" menjadi bentuk yang lebih formal seperti "anda".
- Penghapusan Kata Hubung (*Stopword Removal*):** Menghilangkan kata-kata yang memiliki sedikit

makna atau relevansi dalam teks. Contohnya, kata-kata seperti "dan", "atau", dan "yang".

- Stemming*:** Mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya (*stem*) dengan makna yang sama. Tindakan ini dilakukan agar memastikan tidak adanya perbedaan antara kata-kata yang berbeda yang memiliki makna yang sama dalam teks yang akan dianalisis.

	full_text	Stemming	sentiment
20	Aku lebih prefer brand new ka, ga suka rekondi...	[prefer, brand, new, kakak, ga, suka, rekondis...	Negative
21	Wah repot kak, kudu bongkar total beAT rangka ...	[repot, kak, bongkar, total, beat, rangka, esa...	Negative
22	@royharyadi_ Mantaap kak... Pengalaman yang me...	[royharyadi, mantaap, kak, alam, tarik, rasio,...	Positive

Gambar 2. Hasil *Preprocessing*

3.5 Term Weighting

Fase ini dilakukan dengan menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). TF-IDF merupakan sebuah teknik yang digunakan untuk mendapatkan nilai bobot kata dalam sebuah dokumen berdasarkan frekuensi istilah tersebut di dalam dan di luar dokumen. Bobot istilah dapat ditentukan dengan persamaan (5).

$$TF - IDF(t, d) = TF(t, d) * IDF(t) \quad (5)$$

Di mana:

- $TF(t, d)$ adalah frekuensi term t dalam dokumen d .
- $IDF(t)$ adalah inversi frekuensi dokumen term t di luar dokumen d .

TF-IDF dihitung dengan mengalikan frekuensi istilah (TF) dengan inversi frekuensi dokumen (IDF). Frekuensi istilah (TF) mengukur seberapa sering suatu istilah muncul dalam sebuah dokumen. Apabila semakin kerap suatu istilah muncul, maka kian tinggi juga bobot dari istilah tersebut. Di sisi lain, inversi frekuensi dokumen (IDF) mengukur seberapa spesifik istilah tersebut di seluruh dokumen. Semakin spesifik suatu istilah, semakin tinggi bobot istilah tersebut (Kadhim, 2018).

3.6 Modeling

Dalam fase ini, dilakukan eksperimen untuk menentukan algoritma mana yang memberikan kinerja terbaik. Algoritma yang digunakan dalam eksperimen ini adalah NB, DT, SVM, LR, dan RF. Kelima algoritma ini dipilih berdasarkan hasil tinjauan pustaka. Algoritma dengan kinerja terbaik akan menunjukkan kesesuaian penggunaannya dalam kasus atau data tertentu yang digunakan dalam penelitian ini. Proses pemodelan dalam studi ini dijalankan dengan menggunakan bahasa pemrograman *Python*. Dalam penggunaannya, *library Scikit-learn* digunakan untuk membuat model sedangkan untuk melakukan *hyperparameter tuning* menggunakan *library Optuna*. *Hyperparameter tuning* adalah proses pencarian *hyperparameter* terbaik untuk setiap algoritme sehingga model yang

dihasilkan memiliki performa yang maksimal. Sebelum dimulai proses pemodelan, data dibagi terlebih dahulu menjadi data latih sebanyak 80% dan data uji sebanyak 20%. Data latih digunakan untuk pengembangan model, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa dari model yang telah dikembangkan.

3.7 Analisis dan Evaluasi Model

Pada tahap ini, analisis dilakukan dengan memanfaatkan visualisasi *word cloud* untuk mengenali kata-kata atau topik yang kerap kali muncul dalam setiap kategori sentimen. Hasil analisis dapat digunakan sebagai referensi untuk memberikan rekomendasi.

Selanjutnya, untuk mengevaluasi kinerja model, digunakan metrik-metrik tertentu. Penelitian ini menggunakan empat metrik klasifikasi sentimen yang umum digunakan: akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1 score*. Akurasi adalah rasio jumlah kasus yang benar terhadap total jumlah kasus yang diklasifikasikan. *Precision* mengukur rasio jumlah kasus yang benar terhadap jumlah kasus yang diprediksi benar oleh model. *Recall* mengukur rasio jumlah kasus yang benar terhadap total jumlah kasus yang seharusnya benar. Sedangkan, *F1 score* merupakan rerata harmonik dari *recall* dan *precision* (Han, Kamber and Pei, 2011). Proses evaluasi digunakan dengan melakukan klasifikasi menggunakan model-model yang telah dikembangkan pada data uji.

Semua metrik ini memberikan informasi berharga tentang kinerja model yang digunakan. Setelah proses klasifikasi dan evaluasi kinerja model, hasil penelitian ini akan dibahas dalam bagian selanjutnya.

3.8 Perumusan Kesimpulan

Kesimpulan dirumuskan berdasarkan temuan penelitian. Kesimpulan ditarik dengan mempertimbangkan apakah hasil penelitian telah menjawab pertanyaan penelitian atau tidak. Selain itu, rekomendasi untuk penelitian selanjutnya juga diberikan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

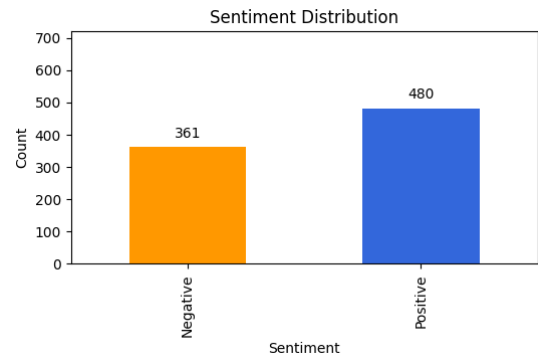
4.1 Klasifikasi Sentimen

Studi ini melakukan eksperimen untuk membangun model menggunakan lima (5) algoritma yang berbeda, yaitu NB, DT, SVM, RF, dan LR. Model-model ini kemudian dibandingkan dari segi kinerja mereka menggunakan empat (4) metrik: *recall*, *precision*, akurasi, dan *F1 score*. Model-model ini dapat digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen dari *tweets* baru.

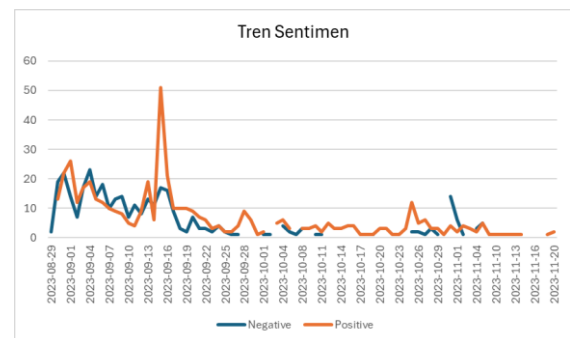
4.1.1 Distribusi dan Tren Sentimen

Sentimen dari data *tweets* yang diperoleh menunjukkan distribusi yang cukup seimbang. Gambar 3 menunjukkan perbandingan antara

sentimen negatif dan positif adalah 361:480. Gambar 3 juga menunjukkan bahwa dari data yang diperoleh, masih ada jumlah sentimen negatif yang signifikan dari pengguna Twitter terkait merek XYZ dan rangka ABC. Namun, sebagian besar data yang telah diperoleh dilabeli sebagai positif.



Gambar 3. Distribusi Sentimen



Gambar 4. Tren Sentimen

Gambar 4 menunjukkan tren dari sentimen terhadap isu rangka ABC milik merek XYZ. Berdasarkan dari tren tersebut, didapatkan bahwa perbincangan mengenai rangka ABC terdapat banyak fluktuasi baik dari sentimen negatif maupun positif. Dapat dilihat pada tanggal 1 September 2023 sentimen positif masih mendominasi. Namun, sejak tanggal 4 September hingga 12 September 2023, sentimen negatif mendominasi. Kemudian, terdapat hal menarik juga yang menunjukkan bahwa sentimen terhadap rangka ABC mulai membaik di mana terdapat lonjakan sentimen positif yang sangat tinggi pada 16 September 2023. Setelah ditelaah lebih jauh, pada tanggal tersebut banyak artikel berita yang memberikan informasi terkait hasil investigasi dari Komite Nasional Keselamatan Transportasi (KNKT) dan Kementerian Perhubungan Republik Indonesia (Kemenhub) yang menunjukkan berita tersebut berpengaruh positif terhadap sentimen masyarakat terhadap merek motor XYZ dan rangka ABC.

4.1.2 Hasil Modeling

Pemodelan dilakukan menggunakan lima (5) algoritma berbeda: NB, DT, SVM, RF, dan LR. Pemodelan ini dilakukan menggunakan *hyperparameter default* dari *library python* masing-masing algoritma. Tabel 1 menunjukkan bahwa LR

memberikan kinerja terbaik dibandingkan dengan algoritma lainnya di mana memiliki nilai *recall*, akurasi, dan *F1 score* tertinggi dibandingkan dengan algoritma lain. Analisis sentimen ini berfokus pada kemampuan prediktif untuk kelas negatif dan positif. Oleh karena itu, metrik yang ditekankan untuk mengevaluasi kinerja model adalah *F1 score*.

Tabel 1. Hasil *Modeling* dengan *Hyperparameter Default*

Algoritma	Recall	Precision	Akurasi	F1
LR	0.854	0.689	0.698	0.763
SVM	0.833	0.696	0.698	0.758
RF	0.844	0.681	0.686	0.753
DT	0.771	0.705	0.686	0.736
NB	0.542	0.712	0.615	0.615

4.1.3 *Hyperparameter Tuning*

Proses pemodelan dilanjutkan dengan melakukan eksperimen terhadap *hyperparameter* dari masing-masing algoritma. Hasil eksperimen pada Tabel 2 menunjukkan bahwa RF memiliki kinerja terbaik dengan *F1 score* sebesar 0.765. Ini menunjukkan adanya peningkatan kecil dari hasil pemodelan dengan *hyperparameter default*, dan algoritma dengan kinerja terbaik telah berubah dari LR menjadi RF. Perbedaan kinerja antara RF dan algoritma lainnya dapat dianggap relatif kecil. Hasil ini menunjukkan bahwa dengan data yang digunakan, model RF memiliki kemampuan prediksi yang baik untuk kelas negatif dan positif.

Tabel 2. Hasil *Modeling* dengan *Hyperparameter Tuning*

Algoritma	Hyperparameter Terbaik	F1
RF	{'n_estimators': 181, 'max_depth': 10}	0.765
SVM	{'C': 0.3463559915438509, 'kernel': 'linear', 'gamma': 8.729638824151064e-05}	0.763
LR	{'C': 1.3386463334160286, 'max_iter': 935}	0.762
NB	{'alpha': 0.9240809237313479}	0.755
DT	{'max_depth': 10}	0.749

4.2 *Analisis Word Cloud*

4.2.1 *Sentimen Negatif*

Berdasarkan *word cloud* pada Gambar 5, dapat diamati bahwa banyak kata yang terkait dengan "recall", "harga", "rangka", "patah", dan "karat" terkait dengan aspek negatif. Kata "recall" menunjukkan bahwa banyak *tweets* sentimen negatif berisi permintaan atau kritik kepada merek XYZ untuk segera melakukan *recall* produk mereka dengan rangka ABC. Sementara itu, kata-kata "rangka", "patah", dan "karat" menunjukkan kekhawatiran pengguna Twitter terkait isu patah dan karat pada rangka ABC milik Motor XYZ. Kata menarik lainnya yang muncul adalah "harga" yang menunjukkan kekhawatiran tentang penurunan nilai jual sepeda motor XYZ bekas yang menggunakan rangka ABC.



Gambar 5. *Word Cloud* Sentimen Negatif

4.2.2 *Sentimen Positif*

Berdasarkan *word cloud* pada Gambar 6, dapat dilihat bahwa banyak kata yang terkait dengan "investigasi", "hasil", "knkt", "kemenhub", "layan", "cek", dan "variantUVW" terkait dengan sentimen positif. Kata-kata "investigasi", "hasil", "knkt", dan "kemenhub" menunjukkan sentimen pengguna Twitter terhadap keluaran dari investigasi yang dilakukan oleh KNKT dan Kemenhub. XYZ sendiri menyediakan layanan pemeriksaan rangka ABC secara gratis di pusat layanan XYZ. Hal ini tercermin dalam sentimen positif pengguna Twitter, sebagaimana dibuktikan dengan munculnya kata-kata "layan" dan "cek" yang sering terlihat dalam data yang diperoleh. Poin menarik adalah penyebutan "variantUVW" sebagai salah satu varian lain dari sepeda motor XYZ, yang juga menunjukkan sentimen positif terhadap XYZ, karena varian ini sering disebut sebagai alternatif terhadap sepeda motor XYZ lain yang menggunakan rangka ABC.



Gambar 6. *Word Cloud* Sentimen Positif

5. KESIMPULAN

Berdasarkan temuan penelitian, dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi sentimen yang dihasilkan menunjukkan kemampuan yang cukup baik untuk mengklasifikasikan *tweets* pengguna Twitter terkait merek XYZ dan rangka ABC. Model klasifikasi sentimen, menggunakan *Random Forest* dengan *hyperparameter tuning*, mencapai *F1 score* sebesar 0.765. Selanjutnya, berdasarkan hasil analisis, terdapat beberapa rekomendasi bagi merek XYZ untuk meningkatkan layanan dan meningkatkan reputasi mereknya menyusul insiden isu rangka ABC. Salah satu rekomendasinya adalah meningkatkan kesadaran terhadap layanan pemeriksaan rangka gratis, karena telah terbukti memiliki dampak positif pada sentimen masyarakat di Twitter.

Studi ini tidak menangani analisis reputasi atau sentimen merek di platform media sosial lain seperti TikTok atau Instagram. Selain itu, penelitian ini tidak

mendalami proses implementasi atau *deployment end-to-end* untuk model prediksi sentimen ini agar dapat mengklasifikasikan secara kontinu. Maka dari itu, disarankan agar penelitian yang akan datang dapat menggali lebih lanjut pada aspek-aspek tersebut. Proses anotasi data dengan metode alternatif juga dapat dipertimbangkan untuk penelitian lebih lanjut guna meningkatkan kemampuan prediktif model.

6. REKOMENDASI

Dari evaluasi yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang bisa diberikan untuk merek XYZ, yaitu:

- a. Menyediakan jaminan keselamatan konsumen terkait rangka ABC, meningkatkan kesadaran tentang pemeriksaan rangka gratis, yang menurut analisis, memiliki dampak positif pada sentimen masyarakat di Twitter, dan edukasi terkait keselamatan rangka ABC berdasarkan hasil evaluasi dari KNKT dan Kemenhub, sehingga memastikan tidak menghambat perkembangan merek XYZ di pasar. Hal ini sejalan dengan hasil penelitian dari Murali, Pugazhendhi, and Muralidharan (2016) bahwa jaminan dan daya tanggap pada layanan purna-jual merupakan dua dimensi pada kualitas layanan yang memiliki dampak positif pada kepuasan pelanggan di industri otomotif.
- b. Meningkatkan kesadaran tentang varian lain yang tidak menggunakan rangka ABC, memberikan opsi alternatif bagi konsumen merek XYZ. Hal ini juga sejalan dengan temuan dari Norawati et al. (2021) bahwa variasi produk memiliki pengaruh terhadap kepuasan pelanggan.
- c. Algoritma RF dapat dipertimbangkan untuk digunakan dalam pengembangan model prediktif untuk analisis sentimen pada pendapat pengguna Twitter.

DAFTAR PUSTAKA

- AHMAD, S., TYAGI, N., CHANDRA, U. and MAAZ, MOHD., 2018. Sentiment Analysis Evaluating Net Brand Reputation of Mobile Phones Using Polarity. In: 2018 Fifth International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (PDGC). IEEE. pp.358–363. <https://doi.org/10.1109/PDGC.2018.8745844>.
- ALJEDAANI, W., RUSTAM, F., MKAOUER, M.W., GHALLAB, A., RUPAPARA, V., WASHINGTON, P.B., LEE, E. and ASHRAF, I., 2022. Sentiment analysis on Twitter data integrating TextBlob and deep learning models: The case of US airline industry. *Knowledge-Based Systems*, 255, p.109780. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.109780>.
- ASGHAR, Z., ALI, T., AHMAD, I., THARANIDHARAN, S., NAZAR, S.K.A. and KAMAL, S., 2019. Sentiment Analysis on Automobile Brands Using Twitter Data. In: *Communications in Computer and Information Science*. pp.76–85. https://doi.org/10.1007/978-981-13-6052-7_7.
- ASIFUL HUDA, S.M., SHOIKOT, M.M., HOSSAIN, M.A. and ILA, I.J., 2019. An Effective Machine Learning Approach for Sentiment Analysis on Popular Restaurant Reviews in Bangladesh. In: 2019 1st International Conference on Artificial Intelligence and Data Sciences (AiDAS). IEEE. pp.170–173. <https://doi.org/10.1109/AiDAS47888.2019.8970976>.
- BAGHERZADEH, S., SHOKOUHYAR, S., JAHANI, H. and SIGALA, M., 2021. A generalizable sentiment analysis method for creating a hotel dictionary: using big data on TripAdvisor hotel reviews. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 12(2), pp.210–238. <https://doi.org/10.1108/JHTT-02-2020-0034>.
- CHEN, Y., ZHANG, Z. and XIA, Z., 2021. Sentiment Assessment of Brand Advertising on Gender Issues on Social Network: A Case Study of Femvertising on Sina Weibo in China. In: 2021 4th International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD). IEEE. pp.360–364. <https://doi.org/10.1109/ICAIBD51990.2021.9459034>.
- DOBRUCALI YELKENCI, B., ÖZDAĞOĞLU, G. and İLTER, B., 2023. Online complaint handling: a text analytics-based classification framework. *Marketing Intelligence & Planning*, 41(5), pp.557–573. <https://doi.org/10.1108/MIP-05-2022-0188>.
- DUCANGE, P., FAZZOLARI, M., PETROCCHI, M. and VECCHIO, M., 2019. An effective Decision Support System for social media listening based on cross-source sentiment analysis models. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 78, pp.71–85. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2018.10.014>.
- ERKAYMAN, B., ERDEM, E., AYDIN, T. and MAHMAT, Z., 2023. New Artificial intelligence approaches for brand switching decisions. *Alexandria Engineering Journal*, 63, pp.625–643. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.11.043>.
- HAN, J., KAMBER, M. and PEI, J., 2011. *Data Mining: Concepts and Techniques*. 3rd ed. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- HOSSAIN, M.S., RAHMAN, M.F., UDDIN, M.K. and HOSSAIN, M.K., 2023. Customer sentiment analysis and prediction of halal restaurants using machine learning approaches. *Journal of Islamic Marketing*, 14(7), pp.1859–

1889. <https://doi.org/10.1108/JIMA-04-2021-0125>.
- INDRAWATI and PUTRI, N.P.O.I.Y., 2021. Indonesian Marketplace Trust Analysis Using Text Mining: a Case of Tokopedia. In: 2021 International Conference Advancement in Data Science, E-learning and Information Systems (ICADEIS). IEEE. pp.1–6. <https://doi.org/10.1109/ICADEIS52521.2021.9702080>.
- KADHIM, A., 2018. An Evaluation of Preprocessing Techniques for Text Classification. *International Journal of Computer Science and Information Security*, 16, pp.22–32.
- LAPPEMAN, J., FRANCO, M., WARNER, V. and SIERRA-RUBIA, L., 2022. What social media sentiment tells us about why customers churn. *Journal of Consumer Marketing*, 39(5), pp.385–403. <https://doi.org/10.1108/JCM-12-2019-3540>.
- MURALI, S., PUGAZHENDHI, S. and MURALIDHARAN, C., 2016. Modelling and Investigating the relationship of after sales service quality with customer satisfaction, retention and loyalty – A case study of home appliances business. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 30, pp.67–83. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2016.01.001>.
- NAGARKAR, P., AMARNANI, L. and DOSHI, D., 2021. Social Media Intelligence for Brand Analysis. In: 2021 12th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT). IEEE. pp.1–7. <https://doi.org/10.1109/ICCCNT51525.2021.9579699>.
- NORAWATI, S., ARMAN, A., ALI, A., IHSAN, A. and PUTRA, E., 2021. Analysis of Product Variation, Quality of Service and Their Effect on Customer Satisfaction. *IJEED (International Journal of Entrepreneurship and Business Development)*, 4(6), pp.954–960. <https://doi.org/10.29138/ijeed.v4i6.1554>.
- PAGE, M.J., MCKENZIE, J.E., BOSSUYT, P.M., BOUTRON, I., HOFFMANN, T.C., MULROW, C.D., SHAMSEER, L., TETZLAFF, J.M., AKL, E.A., BRENNAN, S.E., CHOU, R., GLANVILLE, J., GRIMSHAW, J.M., HRÓBJARTSSON, A., LALU, M.M., LI, T., LODER, E.W., MAYO-WILSON, E., MCDONALD, S., MCGUINNESS, L.A., STEWART, L.A., THOMAS, J., TRICCO, A.C., WELCH, V.A., WHITING, P. and MOHER, D., 2021. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, p.n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>.
- PATHAK, A.R., MAHAJAN, A., SINGH, K., PATIL, A. and NAIR, A., 2020. Analysis of Techniques for Rumor Detection in Social Media. *Procedia Computer Science*, 167, pp.2286–2296. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.281>.
- PENG, Z. and WAN, Y., 2023. Generating business intelligence through automated textual analysis: measuring corporate image with online information. *Chinese Management Studies*, 17(3), pp.545–572. <https://doi.org/10.1108/CMS-07-2021-0318>.
- SHAHRIAR, K.T., ISLAM, M.N., ANWAR, MD.M. and SARKER, I.H., 2022. COVID-19 analytics: Towards the effect of vaccine brands through analyzing public sentiment of tweets. *Informatics in Medicine Unlocked*, 31, p.100969. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2022.100969>.
- SUN, X., ZHANG, Y. and FENG, J., 2024. Impact of online information on the pricing and profits of firms with different levels of brand reputation. *Information & Management*, 61(1), p.103882. <https://doi.org/10.1016/j.im.2023.103882>.
- TRIVEDI, S.K. and SINGH, A., 2021. Twitter sentiment analysis of app based online food delivery companies. *Global Knowledge, Memory and Communication*, 70(8/9), pp.891–910. <https://doi.org/10.1108/GKMC-04-2020-0056>.
- WANG, Z. and LV, J., 2022. Data Crawling and Research Based on Topic Web Crawler. In: 2022 International Conference on Computer Network, Electronic and Automation (ICCNEA). IEEE. pp.183–188. <https://doi.org/10.1109/ICCNEA57056.2022.00049>.
- WARNAKULASOORIYA, A., SANDANAYAKE, T., GAMPS, W., RADW, R. and KASN, S., 2022. Automobile Product Ranking based on the Singlish Comments in Social Media Platforms. In: 2022 7th International Conference on Information Technology Research (ICITR). IEEE. pp.1–6. <https://doi.org/10.1109/ICITR57877.2022.9992795>.
- YILMAZ, M.K. and ALTUNAY, H.T., 2023. Marketing insight from consumer reviews: Creating brand position through opinion mining approach. *Telematics and Informatics Reports*, 11, p.100094. <https://doi.org/10.1016/j.teler.2023.100094>.