

Perbandingan Algoritma Naïve Bayes, KNN, dan Decision Tree terhadap Ulasan Aplikasi Threads dan Twitter

Muhammad Iqbal, Ade Davy Wiranata*, Rayhan Suwito, Ridha Faiz Ananda

Teknik, Informatika, Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. Hamka, Jakarta, Indonesia

Email: ¹muhammad.iqbal306.mi@email.com, ^{2,*}adedavy@uhamka.ac.id, ³suwitoryhnn@gmail.com, ⁴rfaananda19@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: adedavy@uhamka.ac.id

Abstrak—Media sosial adalah kegiatan bersosialisasi melalui internet, yang memiliki banyak kemudahan yang memungkinkan orang berkomunikasi dan mengakses informasi dengan cepat. Media sosial banyak digunakan untuk mendapatkan berita yang sulit didapat. Aplikasi media sosial cukup populer seperti Twitter dan baru-baru ini media sosial yang memiliki fitur yang mirip yaitu Threads. Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan 3 metode algoritma dari ulasan yang dibuat oleh pengguna pada dua aplikasi, yaitu Twitter dan Threads. Peneliti menggunakan 899 ulasan di Twitter, dengan 245 sentimen positif dan 654 sentimen negatif, dan 638 ulasan di Threads, dengan 220 sentimen positif dan 418 sentimen negatif. Cleansing, preprocessing, dan modeling adalah langkah-langkah yang akan dilalui untuk memproses data. Dalam penelitian ini, model split data dan cross validation digunakan, dan tiga algoritma yang digunakan adalah Naïve Bayes, Decision Tree, dan KNN, dengan perbandingan 80:20 untuk data latihan dan data uji. Nilai akurasi yang didapat untuk Naïve Bayes adalah 85.56%, Decision Tree adalah 72.78%, dan KNN pada aplikasi Twitter, sedangkan aplikasi threads mendapatkan 66.41% untuk Naïve Bayes, Decision Tree mendapatkan 65.41%, dan aplikasi threads mendapatkan 66.41%. Pada algoritma Naïve bayes dihitung precision, recall pada aplikasi Threads dan Twitter. Pada aplikasi Threads mendapatkan 64.86% pada precision dan 73.85% pada recall, sedangkan aplikasi Twitter mendapatkan 84.69% pada precision dan 88.30% pada recall.

Kata Kunci: Naïve Bayes; KNN; Decision Tree

Abstract—Social media is a socializing activity through the internet, which has many conveniences that allow people to communicate and access information quickly. Social media is widely used to get news that is difficult to get. Social media applications are quite popular such as Twitter and recently social media that has similar features, namely Threads. Therefore, the purpose of this study is to compare 3 algorithmic methods of user-generated reviews on two applications, namely Twitter and Threads. We used 899 reviews on Twitter, with 245 positive sentiments and 654 negative sentiments, and 638 reviews on Threads, with 220 positive sentiments and 418 negative sentiments. Cleansing, preprocessing, and modeling are the steps that will be passed to process the data. In this study, split data and cross validation models were used, and the three algorithms used were Naïve Bayes, Decision Tree, and KNN, with a ratio of 80:20 for training data and test data. The accuracy value obtained for Naïve Bayes is 85.56%, Decision Tree is 72.78%, and KNN on the Twitter application, while the threads application gets 66.41% for Naïve Bayes, Decision Tree gets 65.41%, and the threads application gets 66.41%. In the Naïve Bayes algorithm, precision, recall are calculated in the Threads and Twitter applications. The Threads application gets 64.86% in precision and 73.85% in recall, while the Twitter application gets 84.69% in precision and 88.30% in recall.

Keywords: Naïve Bayes; KNN; Decision Tree

1. PENDAHULUAN

Pada era saat ini, internet telah menjadi hal yang sangat umum dan masyarakat sangat menyukai bermain di media sosial, yang merupakan bagian dari internet. Jumlah pengguna internet di Indonesia terus meningkat karena banyaknya kemudahan yang ditawarkan oleh internet dan platform media sosial. Ini memungkinkan individu untuk berkomunikasi dan mengakses informasi dengan cepat[1]. Fenomena ini dapat terjadi berkat kemajuan dan tingkat kecanggihan teknologi modern, yang memungkinkan individu untuk memperoleh pemahaman tentang peristiwa-peristiwa di luar negeri tanpa harus secara fisik berada di sana[2]. Secara umum, masyarakat banyak memanfaatkan media sosial sebagai sarana untuk berbagi opini, ekspresi perasaan, pengalaman pribadi, dan untuk berbagai tujuan lainnya[3]. Pertumbuhan aplikasi sosial media seperti Twitter di Indonesia sangat pesat dan menduduki peringkat 5 dunia. Baru-baru ini banyak orang mencoba membuat aplikasi yang mirip dengan Twitter seperti Threads yang cukup populer. Ini karena kedua aplikasi tersebut, Threads dan Twitter masing-masing memiliki 50 juta download Threads dan 1 miliar download Twitter menurut data Google Play Store. Aplikasi tersebut juga memiliki fitur yang mirip tetapi berbeda[4]. Karena hal itu peneliti ingin membandingkan Twitter dan Threads dari komentar masyarakat untuk mengetahui mana yang lebih unggul. Untuk menggapai hal ini di perlukan sistem pengolahan data yang menggunakan data mining atau analisis sentimen [5].

Analisis sentimen, juga dikenal sebagai "mining opini", adalah bidang penelitian yang mempelajari bagaimana sentimen, opini, atau pendapat diungkapkan dalam teks sehingga kategori dapat diklasifikasikan sebagai sentimen positif atau negatif[6]. Analisis sentimen, atau yang juga dikenal sebagai "opini mining," adalah bidang penelitian yang mendalami cara bagaimana sentimen, opini, atau pendapat dinyatakan dalam teks atau kalimat[7]. Dalam analisis sentimen, digunakan teknik untuk menganalisis, memproses, dan mengekstrak informasi dari berbagai sumber teks yang beragam, seperti blog, forum, atau tweet. Data mining adalah proses dimana informasi yang bernilai diekstraksi dari data. Dengan kata lain, data mining merupakan upaya untuk mendapatkan pemahaman yang lebih dalam dari data menggunakan beragam teknik dan metode yang tersedia[8]. Data mining memiliki beragam teknik algoritma yang beragam, setiap algoritma memiliki pengertian yang berbeda serta memiliki tingkat akurasi yang berbeda.

Dalam pendekatan klasifikasi, algoritma Naive Bayes digunakan. Algoritma ini disederhanakan menjadi model probabilitas dan statistik berdasarkan teorema Bayes, yang menyatakan bahwa setiap atribut memiliki sifat independen

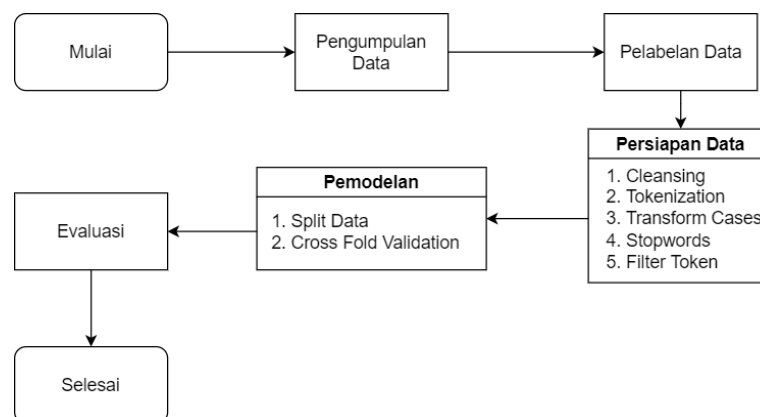
sendiri. Dengan kata lain, algoritma ini percaya bahwa fitur kelas tertentu dapat atau tidak memiliki ketergantungan satu sama lain[9]. Algoritma KNN adalah metode klasifikasi yang menggunakan label kategori dari dokumen pelatihan, seperti dokumen uji, dan menggunakan contoh dasar yang tidak membuat representasi kategori yang jelas. Pada dasarnya, dia dapat mengklasifikasikan item berdasarkan data pelatihan yang paling dekat.[4]. Decision Tree adalah teknik yang populer untuk klasifikasi dan prediksi. DecisionTree memiliki kemampuan untuk mengubah fakta menjadi pohon keputusan yang memiliki kemampuan untuk membuat aturan. Regulasi saat ini jelas. Metode DecisionTree mengubah data ke dalam pohon keputusan, mengubah pohon tersebut ke dalam pohon peran, dan kemudian menyederhanakan peran[10].

Berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Samsir pada tahun 2021 menggunakan data twitter mendapatkan 12,906 twit dengan 8942 sentimen negatif, 3830 sentimen positif, dan sisanya 134 netral, menggunakan metode naïve bayes mendapat akurasi 97.15% [11]. Penelitian terdahulu yang berbeda dilakukan oleh Rani Puspa pada tahun 2020 penelitian ini menggunakan 903 dataset menghasilkan akurasi KNN sebesar 96.01% yang terdiri dari 52.17% prediksi negatif, 0.00% prediksi positif, dan 97.27% prediksi netral. Decision Tree sebesar 96.13% yang terdiri dari 55.00% prediksi negatif, 0.00% prediksi positif, dan 97.28% prediksi netral. dan Naïve Bayes sebesar 89.14% yang terdiri dari 16.67% prediksi negatif, 1.64% prediksi positif, dan 98.40% prediksi netral[8]. Pada penelitian terdahulu yang berbeda yang dilakukan oleh Giovanni, dkk pada tahun 2020 penelitian ini membahas tentang analisis sentimen aplikasi ruang guru dengan menggunakan 513 twit, terdapat twit positif sebanyak 338 twit dan 175 twit negatif. Penelitian itu menggunakan algoritma *Naïve Bayes* (NB), *Support Vector Machine* (SVM), KNN, dan *feature selection* dengan *Particle Swarm Optimization* (SPO). Hasil penelitian yang dilakukan menghasilkan algoritma terbaik yaitu algoritma PSO berbasis SVM dengan akurasi 78.55% dan AUC sebesar 0.853[12]. Penelitian terdahulu selanjutnya dilakukan oleh Mujaddid Izzul Fikri, dkk pada tahun 2020 penelitian ini membahas analisis sentimen *Twitter* menggunakan *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* menggunakan 2654 data twit setelah di preprocessing menjadi 2030 dengan sentimen 749 twit netral, 702 twit positif, dan 579 twit negatif. Pada penelitian tersebut *Naïve Bayes* memiliki akurasi yang lebih tinggi dari SVM dengan akurasi 73.65% [9]. Penelitian terdahulu selanjutnya dilakukan oleh Sulindawaty, dkk membahas analisis sentimen pengguna E-Commerce menggunakan algoritma *Naïve Bayes* menggunakan 600 dataset terdapat 589 sentimen positif dan 11 sentimen negatif. Pada penelitian ini menghasilkan *accuracy* 99.5%, *precision* 99.49% dan *recall* 100% [13].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penentuan algoritma sangat bergantung pada sasaran yang ingin dicapai. Dengan begitu tujuan dari penelitian ini untuk mengetahui dan membandingkan tiga metode analisis data yaitu metode KNN, Decision Tree (DT) dan Naïve Bayes (NB) pada aplikasi media sosial Twitter dan Threads. Pada tujuan ini juga akan membandingkan akurasi dari ketiga metode analisis data dan membandingkan akurasi, presisi, dan recall pada aplikasi threads dan twitter.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Fokus utama penelitian ini adalah proses klasifikasi sentimen dari ulasan yang telah dikumpulkan. Proses ini dicapai menggunakan Naïve Bayes, yang menghasilkan akurasi menggunakan klasifikasi sentimen. Data ulasan dikumpulkan melalui layanan Google Colab untuk pengolahan data, dan proses klasifikasi dilakukan melalui alat bantu RapidMiner. Gambar 1 menunjukkan prosedur penelitian.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Pada tahap ini, peneliti melakukan teknik scraping web untuk mendapatkan dataset dari Google Play Store. Scraping web adalah teknik yang digunakan untuk mengekstrak data dari internet atau media sosial. Proses ini melibatkan ekstraksi data dari dokumen yang memiliki struktur yang agak kompleks. Tujuan utama dari scraping web adalah untuk mendapatkan informasi yang diperlukan untuk penelitian[14]. Sebelum memulai pengumpulan data, peneliti harus membuat konfigurasi pada aplikasi web scraping untuk memastikan proses pengambilan data berjalan lancar. Pada tahap ini,

peneliti harus memilih jenis data yang akan diekstrak, termasuk tanggal, nama, peringkat, dan, yang paling penting, ulasan. Setelah data dikumpulkan dari web scraping, data akan disimpan dalam format file CSV, yang mengandung jumlah data ulasan aplikasi yang diperlukan oleh peneliti[15].

2.2 Pelabelan Data

Setelah data dikumpulkan dengan metode web scraping, setiap ulasan diberi label dan diproses secara manual oleh lima orang menggunakan aplikasi Microsoft Excel dalam berkas CSV. Tujuan penandaan dataset adalah untuk menunjukkan objek data yang ada dalam ulasan dan memudahkan identifikasi sentimen dalam data.

2.3 Persiapan Data

Pada tahap ini, label sentimen akan diberikan pada data yang telah diperoleh sebelumnya. Setelah label sentimen diberikan pada data, langkah selanjutnya adalah memprosesnya melalui tahap preprocessing. Beberapa tahapan proses preprocessing data:

- Cleansing adalah proses membersihkan dokumen atau data dengan tujuan menghapus elemen seperti username (@), simbol, tanda baca, dan angka yang tidak relevan. Tujuan pembersihan adalah untuk memastikan bahwa data hanya mengandung informasi yang tepat dan relevan.[16].
- Tahap yang disebut "tokenisasi" adalah ketika deretan kata yang termasuk dalam sebuah halaman, paragraf, atau kalimat dibagi menjadi frasa atau kata tunggal yang berfungsi sebagai satu unit. Selain itu, proses ini dapat menghapus angka, karakter pembatas, dan tanda baca atau karakter non-abjad.
- Tahap preprocessing yang umum menggunakan transformasi kasus. Proses ini sangat penting untuk parameter TF-IDF RapidMiner; transformasi kasus ini mengubah kalimat dalam dokumen menjadi huruf kecil.
- Stopwords adalah proses yang melibatkan penggunaan daftar stopwords Kaggle untuk menghilangkan kata-kata yang tidak berguna dan tidak penting. Namun, kata-kata tertentu ditambahkan kembali ke dalam data, seperti "kok", "lah", dan sebagainya, yang tidak relevan untuk penelitian ini.
- Filter Token untuk membuat kalimat lebih jelas, filter token menghilangkan kata-kata dengan panjang karakter tertentu. [17].

2.4 Pemodelan

Pada tahap ini, pembentukan model dilakukan pada data ulasan yang telah diolah sebelumnya. Data analisis ini akan dikelompokkan menjadi dua tahap: split data dan validasi cross-fold. Pada tahap split data, data analisis akan dibagi dengan rasio pelatihan dan pengujian 80:20, 70:30, dan 60:40. Pada tahap validasi cross-fold, data akan diacak menjadi 10 kelompok. Untuk menghasilkan penilaian ulasan positif dan negatif dari data ulasan, peneliti menggunakan algoritma Decision Tree, Naive Bayes, dan KNN.

2.6 Evaluasi

Pada tahap ini, Model yang telah dikembangkan dievaluasi untuk menilai keberhasilan analisis yang telah dilakukan. Evaluasi ini mencakup pengukuran *akurasi*, *presisi*, dan *recall* yang dihitung menggunakan *matriks confusion*.

	Positif	Negatif
Positif	True Positif (TP)	False Negatif (FN)
Negatif	True Negatif (TN)	False Positif (FP)

Gambar 2. Confusion Matrix

Akurasi adalah metrik yang mengukur sejauh mana model dapat mengklasifikasikan data dengan benar, sementara precision adalah bentuk akurasi yang berfokus pada ketepatan prediksi yang dihasilkan oleh model. Nilai akurasi dapat dihitung dengan membagi jumlah prediksi yang tepat dengan jumlah total sampel. Namun, recall adalah perbandingan antara pengamatan kelas yang sebenarnya dan jumlah positif yang diprediksi[18].

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Pada tahap awal pengumpulan data, peneliti menghimpun data yang akan menjadi fokus penelitian dan mempelajari potensi pemanfaatannya. Dalam proses pengumpulan data, mereka menggunakan teknik web scraping untuk mengekstraksi data ulasan pengguna dari Google Play Store. Penelitian ini akan menggunakan data yang dikumpulkan, yang mencakup periode dari 5 Juli hingga 22 Juli 2023 dan menggunakan bahasa Indonesia.



Gambar 3. Proses penarikan data ulasan pada aplikasi threads dan twitter.

Pada Gambar 3. Proses penarikan data ulasan menggunakan website google colab untuk menggunakan python karena saat menggunakan website google colab untuk mengakses dan menggunakan code python tidak harus menginstal code tersebut.

3.2 Pelabelan Data

content	sentimen
1 jelek masa saya nggak bisa makai nggak bisa pakai akun Saya mau follow orang jelek aplikasinya	negatif
1 Setelah update pemutaran video sering mengalami error Video sering buffering dan loncat ke beberapa detik berikutnya	negatif
4 bintang di krn msh ada aja kendalanya stiap updat mlh jd jelek sy berharap klo updat jd lbh bagus bukan jd jelekntti klo d	positif
8nspiratif dan informatif Memperkaya sumber info	positif
Ada apa dengan Twitter sekarang sering error Bahkan sudah 3 hari ini setiap me jelang malam sering tidak bisa membuat c	negatif
Ada apa dg km Twitter oh twitter kok lemot bgt play video gag bisa abis di diperbarui malah jadi jelek tolo g dong segera c	negatif
Ada kesalahan teknik apa coba	negatif
Agak lama pemutaran videonya kadang bermasalah sama pemutaran gtw deh padahal sinyal bagus dan internet juga mas	negatif
Agak sulit membuka link Banyak iklan	negatif
Akhir2 ini sering error Setiap mau twitt selalu gagal tidak bisa buka trending juga padahal belum kena limit Sedihh banget	negatif
aku bikin akun baru ko beberapa ziarat udah selesaitapi setepah siarat untuk minta kirim kode ko nggak muncul yaa Apa tv	negatif
Aku ditanguhkan dgn alasan gak jelas Ribet untuk pemulihan sanggat sangat tidak untuk direkomendasikan 🙄🙄🙄🙄	negatif
Aku ga suka sama updte trbarunya masa akun yg blm terverifikasi cm bs scroll 300ft vt doang Sedihh bgt sama updatean	negatif
Aku gasuka pembaruannya makin kesini makin aneh	negatif
aku jarang buka twit tapi kenapa pas aku like fotovideo itu engga masuk daftar like ya kan aku rada kecewa ngelike banya	negatif
Aku kasih bintang 1 dulu yaagak nyaman banget sama Error nya padahal udah daftar pake googledaftar sendiritetep aja ga	negatif
Aku kasih bintang 1 karena Twitter sekarang ada limit limitnya apa apa harus berbayar	negatif

Gambar 4. Pelabelan Data Ulasan Twitter

Pada Gambar 4 menunjukkan hasil dari pelabelan data *Twitter*. Pada sentiment aplikasi *Twitter* yang di dapat setiap kelas menghasilkan sentiment negatif yaitu sulitnya untuk mendapat data dikarenakan ada limit untuk melihat berita terbaru, sejak pembaharuan terbaru sering terjadinya masalah koneksi dan sering terjadinya error pada saat membuka aplikasi, banyaknya kebijakan terbaru yang kurang berguna yang lebih merugikan pengguna. Pada kelas positif menghasilkan tanggapan merasa puas dengan mudah mendapat data untuk riset berita yang dibutuhkan, membantu dalam berkomunikasi dengan orang baru, sangat mudah digunakan dan fiturnya banyak.

content	sentimen
1 Banyak terjadi bug salah satunya ketika kita menggunakan tema pada chat di Instagram dan kita menginstall thread tema di chat	negatif
1 Tolong pisahin antara publik sama orang yang kita ikuti 2 Balikin lencana threads yang di ig nyeselhapuslencana 3 Di hp gw ada	negatif
3 bintang dulu soalnya minim fitur masih jauh untuk bersaing dengan twitter	negatif
3 dulupaknya bagustpi msih byk fitur yang kurang	negatif
abis download ini malah gabisa buka ig	negatif
Abis download treadsIG jadi eror dan gak bisa dibuka Gimana ini	negatif
Ada bnyak bug yang perlu di perbarui mulai dari akun yang tautkan di Instagram sama ada bug dngan isi DM saya tdak ada smua i	negatif
Ada bug 1 Keluar aplikasi terus logout bebarengan dengan IG 2 Tiba tiba force close Saran 1 Tolong ada fitur translate 2simpan fot	negatif
ada bug klo sistem hp bawaan dark	negatif
Ada bug mungkin hanya pengguna android saja yang mengalami bug glich Padahal baru login dan baru 1 sentuhan scrol langsung	negatif
ada pengucapan kata yang salah saat mau login di Threads tolong diperbaiki terima kasih	positif
Ada sedikit ngebug saat membuat caption dan kalau bisa bikin algoritma cepat viral usernya agar makin banyak usernya Karena m	negatif
Akan lebih bagus jika ditambah fitur baru seperti trending topic dan hastag itu akan sangat membantu terimakasih	positif
aku berfikir bahwa aplikasi ini sudah bagus tapi tolong berikan fitur translate nya	positif
Aku Dowload kenapa Tidak bisa dibuka Aplikasinya Kenapa ya padahak sinyak bagus 🙄🙄🙄	negatif
Aku gue ke hackkk ini ga ada keamanan akun apa gimnaaa	negatif
aku harap bisa login menggunakan email tanpa akun instagram dan login via browser	negatif
Aku kasih bintang 3 dulu semoga bisa diperbaiki kedepannya catatanku belum ada fitur translate beranda masih campur aduk pad	negatif

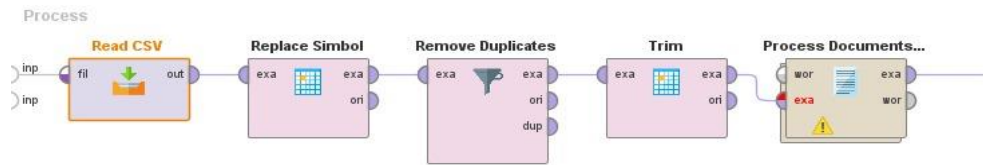
Gambar 5. Pelabelan Data Ulasan Threads

Pada Gambar 5 menunjukkan hasil dari pelabelan data *Threads*. Pada aplikasi threads sentiment yang di dapat pada sentimen negatif yaitu banyaknya bug untuk pengguna android, bug login menggunakan akun instagram, bug untuk

terjemahan Bahasa tidak ada, tidak bisa menyimpan gambar ataupun video, dan untuk tema tidak ada tema dark sehingga membuat pengguna sakit mata. Sedangkan untuk sentimen positif yaitu nyaman digunakan karena mudah digunakan dan fleksibel, memberikan pengalaman bersosial media yang luar biasa, adanya fitur komunitas.

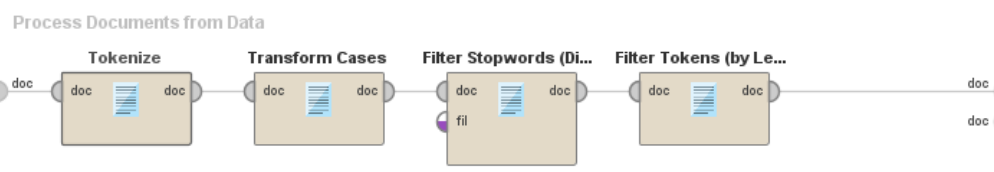
3.3 Persiapan Data

Pada tahap penelitian ini, persiapan data dilakukan. Data yang telah dikumpulkan akan mengalami tahap pembersihan untuk menghilangkan duplikasi data, dan selanjutnya, proses preprocessing dataset akan diterapkan pada ulasan aplikasi Threads dan Twitter yang memiliki data sentimen, menggunakan aplikasi RapidMiner Studio. Preprocessing adalah upaya untuk mengubah kalimat yang tak teratur menjadi kalimat yang terstruktur sehingga dapat menjadi bahan yang berguna. Proses preprocessing dataset mencakup beberapa langkah, termasuk *tokenize*, *transform cases*, *stopwords*, dan *filter token*[19].



Gambar 5. Proses Cleansing

Pada Gambar 5. menunjukkan proses cleansing dari data yang sudah diambil kemudian di simpan dalam file csv. Data perlu dibersihkan karena data ulasan terdapat simbol-simbol seperti `{!@#%$%^&*}[;:”,/⟨>?}`. Kemudian dilanjutkan menggunakan operator Remove Duplicates untuk menghilangkan data yang diambil beberapa kali dalam proses scrapping. Kemudian menggunakan operator Trim yang berfungsi untuk menghilangkan double space di data ulasan. Selain itu, pada penelitian ini digunakan beberapa operator proses dokumen dalam *RapidMiner* untuk menyesuaikan langkah langkah *Tokenize*, *Transform Cases*, *Filter Stopwords*, dan *Filter Token*. Pada Gambar 6 menampilkan Proses preprocessing data.



Gambar 6. Preprocessing data

- a. *Tokenization* merupakan langkah untuk membagi banyak kalimat menjadi dokumen kata kecil, yang memudahkan proses *Stopwords* [20]. Pada tabel 1, akan disajikan visualisasi beberapa contoh komentar sebelum dan setelah tahap tokenisasi.

Tabel 1. Ilustrasi *Tokenization*

Sebelum <i>Tokenization</i>	Sesudah <i>Tokenization</i>
Threads luar biasa mirip seperti Twitter dan bisa memberikan pengalaman sosial media yg luar biasa	‘Threads’, ‘luar’, ‘biasa’, ‘mirip’, ‘seperti’, ‘Twitter’, ‘dan’, ‘bisa’, ‘memberikan’, ‘pengalaman’, ‘sosial’, ‘media’, ‘yang’, ‘luar’, ‘biasa’
Akun aku lama amat di tahan mana alasanya bukan akun aku lagi ga jelas banget padahal itu akun aku sendiri mana di tahanya uda lh mau 2 bulan ga jelas kasi satu bintang dulu nanti kalau akun aku uda bali baru kasi 5 oke jadi menyesal instal kalau akaun aku aja di tahan	‘Akun’, ‘aku’, ‘lama’, ‘amat’, ‘di’, ‘tahan’, ‘mana’, ‘alasanya’, ‘bukan’, ‘akun’, ‘aku’, ‘lagi’, ‘ga’, ‘jelas’, ‘banget’, ‘padahal’, ‘itu’, ‘akun’, ‘aku’, ‘sendiri’, ‘mana’, ‘di’, ‘tahanya’, ‘uda’, ‘lh’, ‘mau’, ‘2’, ‘bulan’, ‘ga’, ‘jelas’, ‘kasi’, ‘satu’, ‘bintang’, ‘dulu’, ‘nanti’, ‘kalau’, ‘akun’, ‘aku’, ‘uda’, ‘bali’, ‘baru’, ‘kasi’, ‘5’, ‘oke’, ‘jadi’, ‘menyesal’, ‘instal’, ‘kalau’, ‘akaun’, ‘aku’, ‘aja’, ‘di’, ‘tahan’

- b. *Transform Cases* merupakan langkah prosedural untuk mengubah kata yang dimulai dengan huruf kapital dalam ulasan menjadi huruf kecil. Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan *putska (library) string*[21]. Tabel 2 di bawah ini akan memperlihatkan beberapa komentar sebelum diproses serta bagaimana tampilan komentar tersebut setelah melawati tahap *transform cases*.

Tabel 2. Ilustrasi *Transform Cases*

Sebelum <i>Transform Cases</i>	Sesudah <i>Transform Cases</i>
‘Threads’, ‘luar’, ‘biasa’, ‘mirip’, ‘seperti’, ‘Twitter’, ‘dan’, ‘bisa’, ‘memberikan’, ‘pengalaman’, ‘sosial’, ‘media’, ‘yang’, ‘luar’, ‘biasa’	‘threads’, ‘luar’, ‘biasa’, ‘mirip’, ‘seperti’, ‘twitter’, ‘dan’, ‘bisa’, ‘memberikan’, ‘pengalaman’, ‘sosial’, ‘media’, ‘yang’, ‘luar’, ‘biasa’

'Akun', 'aku', 'lama', 'amat', 'di', 'tahan', 'mana', 'akun', 'aku', 'lama', 'amat', 'di', 'tahan', 'mana', 'alasanya', 'bukan', 'akun', 'aku', 'lagi', 'ga', 'jelas', 'alasanya', 'bukan', 'akun', 'aku', 'lagi', 'ga', 'jelas', 'banget', 'padahal', 'itu', 'akun', 'aku', 'sendiri', 'mana', 'banget', 'padahal', 'itu', 'akun', 'aku', 'sendiri', 'mana', 'di', 'tahanya', 'uda', 'lh', 'mau', '2', 'bulan', 'ga', 'di', 'tahannya', 'uda', 'lh', 'mau', '2', 'bulan', 'ga', 'jelas', 'kasi', 'satu', 'bintang', 'dulu', 'nanti', 'kalau', 'jelas', 'kasi', 'satu', 'bintang', 'dulu', 'nanti', 'kalau', 'akun', 'aku', 'uda', 'bali', 'baru', 'kasi', '5', 'oke', 'jadi', 'akun', 'aku', 'uda', 'bali', 'baru', 'kasi', '5', 'oke', 'jadi', 'menyesal', 'instal', 'kalau', 'akaun', 'aku', 'aja', 'di', 'menyesal', 'instal', 'kalau', 'akaun', 'aku', 'aja', 'di', 'tahan', 'tahan'

c. *Stopword removal* merupakan tahap dimana seluruh kata sambung dihapus dari dataset. Peneliti mengacu pada kamus *stopwords* yang tersedia di situs web keagle [22]. Tabel dibawah ini akan memperlihatkan beberapa komentar sebelum diproses dan sesudah diproses *stopword*, terdapat pada tabel 3.

Tabel 3. Ilustrasi *Stopword Removal*

Sebelum <i>Stopword Removal</i>	Sesudah <i>Stopword Removal</i>
'threads', 'luar', 'biasa', 'mirip', 'seperti', 'twitter', 'dan', 'bisa', 'memberikan', 'pengalaman', 'sosial', 'media', 'yang', 'luar', 'biasa'	'threads', 'luar', 'biasa', 'mirip', 'seperti', 'twitter', 'dan', 'bisa', 'memberikan', 'pengalaman', 'sosial', 'media', 'yang', 'luar', 'biasa'
'akun', 'aku', 'lama', 'amat', 'di', 'tahan', 'mana', 'alasanya', 'bukan', 'akun', 'aku', 'lagi', 'ga', 'jelas', 'banget', 'padahal', 'itu', 'akun', 'aku', 'sendiri', 'mana', 'di', 'tahanya', 'uda', 'lh', 'mau', '2', 'bulan', 'ga', 'jelas', 'kasi', 'satu', 'bintang', 'dulu', 'nanti', 'kalau', 'akun', 'aku', 'uda', 'bali', 'baru', 'kasi', '5', 'oke', 'jadi', 'menyesal', 'instal', 'kalau', 'akaun', 'aku', 'aja', 'di', 'tahan'	'akun', 'aku', 'lama', 'amat', 'di', 'tahan', 'mana', 'alasanya', 'bukan', 'akun', 'aku', 'lagi', 'ga', 'jelas', 'banget', 'padahal', 'itu', 'akun', 'aku', 'sendiri', 'mana', 'di', 'tahannya', 'udah', 'lah', 'mau', '2', 'bulan', 'ga', 'jelas', 'kasih', 'satu', 'bintang', 'dulu', 'nanti', 'kalau', 'akun', 'aku', 'udah', 'balik', 'baru', 'kasi', '5', 'oke', 'jadi', 'menyesal', 'instal', 'kalau', 'akun', 'aku', 'aja', 'di', 'tahan'

d. *Filter Token* merupakan tahap dimana kata-kata dengan panjang karakter tertentu dihilangkan untuk meningkatkan kejelasan kalimat. Peneliti dalam proses ini menetapkan panjang kata minimal 3 karakter dan maksimal 10 karakter. Tabel 4 di bawah ini menampilkan contoh komentar sebelum dan setelah melalui proses *Filter Token*.

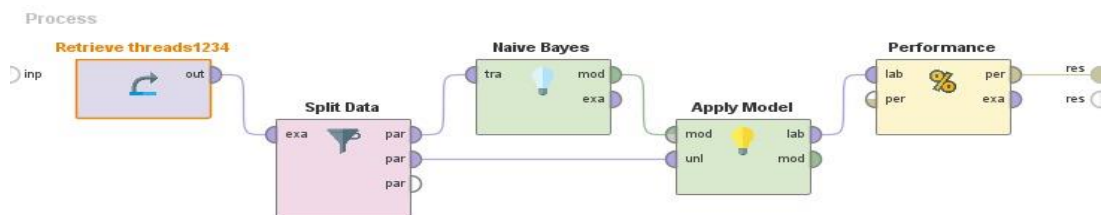
Tabel 4. Ilustrasi *Filter Token*

Sebelum <i>Filter Token</i>	Sesudah <i>Filter Token</i>
'threads', 'luar', 'biasa', 'mirip', 'seperti', 'twitter', 'dan', 'bisa', 'memberikan', 'pengalaman', 'sosial', 'media', 'yang', 'luar', 'biasa'	'threads', 'luar', 'biasa', 'mirip', 'seperti', 'twitter', 'dan', 'bisa', 'memberikan', 'pengalaman', 'sosial', 'media', 'yang', 'luar', 'biasa'
'akun', 'aku', 'lama', 'amat', 'di', 'tahan', 'mana', 'alasanya', 'bukan', 'akun', 'aku', 'lagi', 'ga', 'jelas', 'banget', 'padahal', 'itu', 'akun', 'aku', 'sendiri', 'mana', 'di', 'tahanya', 'udah', 'lh', 'mau', '2', 'bulan', 'ga', 'jelas', 'kasi', 'satu', 'bintang', 'dulu', 'nanti', 'kalau', 'akun', 'aku', 'udah', 'balik', 'baru', 'kasi', '5', 'oke', 'jadi', 'menyesal', 'instal', 'kalau', 'akun', 'aku', 'aja', 'di', 'tahan'	'akun', 'aku', 'lama', 'amat', 'tahan', 'mana', 'alasanya', 'bukan', 'akun', 'aku', 'lagi', 'jelas', 'banget', 'padahal', 'itu', 'akun', 'aku', 'sendiri', 'mana', 'tahannya', 'udah', 'lah', 'mau', 'bulan', 'jelas', 'kasih', 'satu', 'bintang', 'dulu', 'nanti', 'kalau', 'akun', 'aku', 'udah', 'balik', 'baru', 'kasih', 'oke', 'jadi', 'menyesal', 'instal', 'kalau', 'akun', 'aku', 'aja', 'tahan'

3.4 Pemodelan

Pada tahapan ini peneliti akan melakukan pengukuran performa terhadap data ulasan yang sudah diolah dan sudah diberikan setimen. Data tersebut akan di bagi menjadi 2 tahapan yaitu:

a. Modeling menggunakan split data



Gambar 7. Proses modeling menggunakan split data

Pada Gambar 7. Menunjukkan proses modeling menggunakan *split data* menggunakan *RapidMiner*. Beberapa tools digunakan pada proses modeling dengan memasukan *split data* untuk menentukan perbandingan data latih dan data uji. *Tools* berikutkan algoritma yang ingin digunakan seperti *Decision Tree*, *KNN*, dan *Naive Bayes*. *Tools* berikutnya *Apply*

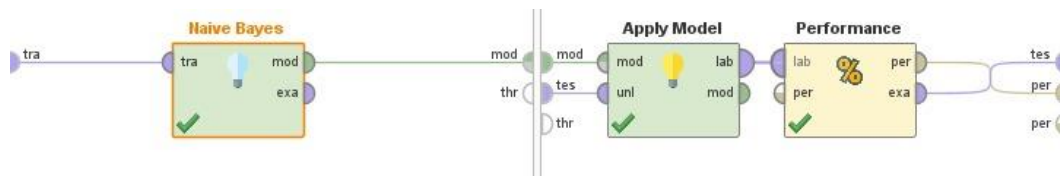
Model untuk menerapkan model data yang telah dilatih pada data baru dan membuat prediksi berdasarkan model tersebut. *Tools Performance* berikutnya untuk memudahkan melihat tingkat akurasi dan efektivitas model. Dalam tahapan ini, data akan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji dengan rasio pembagian sebesar 80:20, 70:30, dan 60:40. Hasil akurasi dapat dilihat pada Tabel 5 dibawah ini.

Tabel 5. Perbandingan Accuracy dengan Split Data

Perbandingan	Dataset Threads			Dataset Twitter			
	Decision Tree	Naïve Bayes	KNN	Perbandingan	Decision Tree	Naïve Bayes	KNN
80:20	65.62%	66.41%	62.50%	80:20	72.78%	85.56%	71.67%
70:30	65.45%	63.35%	61.78%	70:30	72.96%	79.26%	71.33%
60:40	65.97%	64.31%	64.88%	60:40	72.98%	74.44%	71.78%

Berdasarkan Tabel 5 maka disimpulkan akurasi tertinggi pada aplikasi *Twitter* adalah 85.56% menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dengan menggunakan perbandingan 80:20 sedangkan pada algoritma *Decision Tree* sebesar 72.98% dan *KNN* 71.78% dengan menggunakan perbandingan 60:40. Pada aplikasi *Threads* akurasi tertinggi adalah 66.41% dengan algoritma *Naïve Bayes* dengan rasio pembagian data 80:20 sedangkan pada algoritma *Decision Tree* sebesar 65.97% dan *KNN* 64,88% dengan menggunakan perbandingan 60:40.

b. Modeling menggunakan cross validation



Gambar 8. Proses modeling menggunakan metode Cross Validation

Pada Gambar 8. Menunjukkan proses modeling menggunakan *cross validation* menggunakan *RapidMiner*. Beberapa tools digunakan pada proses modeling cross validation pada sebelah kiri menggunakan *tools* algoritma seperti *Decision Tree*, *KNN*, dan *Naïve Bayes*. Pada sebelah kanan tools yang digunakan *apply model* dan *performance*, fungsi *apply model* untuk menerapkan model yang telah dilatih pada data baru dan membuat prediksi berdasarkan model tersebut. *Tools Performance* berikutnya untuk memudahkan melihat tingkat akurasi dan efektivitas model. Pada tahap ini, peneliti membagikan data latih dan data uji menjadi 10 subset secara acak (number of folds = 10).

Tabel 6. Perbandingan Accuracy dengan menggunakan cross validation

Dataset Threads		Dataset Twitter	
Naïve Bayes	65.52%	Naïve Bayes	77.93%
Decision Tree	65.43%	Decision Tree	72.97%
KNN	62.46%	KNN	71.57%

Menurut tabel 5 dan tabel 6, yang berisi hasil pengukuran performa model klasifikasi naïve bayes dengan dua metode, pembagian dataset dengan split data dan cross validation, pemodelan dengan split data menghasilkan 80:20, dengan akurasi naïve bayes tertinggi 85.56% pada aplikasi Twitter dan 66.41% pada aplikasi threads. Algoritma naïve bayes memiliki akurasi tertinggi pada cross validation, dengan 77,93% pada aplikasi Twitter dan 65.52 pada aplikasi threads.

3.5 Evaluasi

Pada tahapan ini, dilakukan pengujian dengan memanfaatkan *Confusion Matrix* yang diperoleh dari proses pemodelan Naïve Bayes. Dalam sub bab 3.5 terungkap bahwa akurasi dengan rasio pembagian data menjadi 80:20 lebih unggul daripada metode cross validation. Oleh karena itu, Tabel 7 menyajikan *Confusion Matrix* dari evaluasi pengklasifikasian naïve bayes dengan dataset yang digunakan berjumlah 638 pada aplikasi threads, terdapat 510 data latih dan 128 data uji, sedangkan pada aplikasi twitter terdapat 899 dataset terdiri dari 540 data latih dan 359 data uji.

Tabel 7. Confusion Matrix pada aplikasi Threads

	True Positive	True Negative	Class Precision
Pred. Positive	48	26	64.86%
Pred. Negative	17	37	68.52%
Class recall	73.85%	58.73%	

Perhitungan dari tabel 7 adalah sebagai berikut :

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{48}{48 + 26} = \frac{48}{74} = 64.86\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{48}{48 + 17} = \frac{48}{65} = 73.85\%$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{48 + 37}{48 + 37 + 26 + 17} = \frac{85}{128} = 66.41\%$$

Berdasarkan perhitungan dari tabel 7 berisi hasil perhitungan menggunakan algoritma naïve bayes yang berisi dari precision 64.86%, recall 73.85%, dan accuracy 66.41% dari aplikasi threads.

Tabel 8. Confusion Matrix pada aplikasi Twitter

	True Positive	True Negative	Class Precision
Pred. Positive	83	15	84.69%
Pred. Negative	11	71	86.58%
Class recall	88.30%	82.56%	

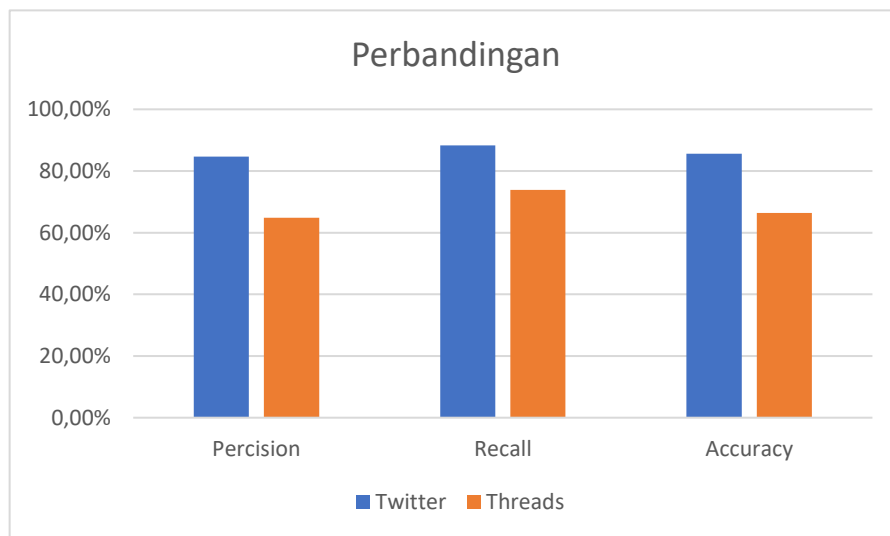
Perhitungan dari tabel 8 adalah sebagai berikut :

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{83}{83 + 15} = \frac{83}{98} = 84.69\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{83}{83 + 11} = \frac{83}{94} = 88.30\%$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{83 + 71}{83 + 15 + 11 + 71} = \frac{154}{180} = 85.56\%$$

Berdasarkan perhitungan dari tabel 8 berisi hasil perhitungan menggunakan algoritma naïve bayes yang berisi dari precision 84.69%, recall 88.30%, dan accuracy 85.56% dari aplikasi twitter.



Gambar 9. Perbandingan Hasil RapidMiner

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan dalam proses pengklasifikasian ulasan pada aplikasi Threads dan Twitter menggunakan model algoritma *Decision Tree*, *KNN*, dan *Naïve Bayes* dengan rasio pembagian data 80:20, *Naïve Bayes* mendapatkan akurasi tertinggi, yaitu 66.41% pada aplikasi *Threads* dan 85.56% pada aplikasi *Twitter*, pada algoritma *Decision Tree* mendapatkan akurasi sebesar 72.78% pada aplikasi *Twitter* dan pada aplikasi *Threads* sebesar 65.62%, sedangkan algoritma *KNN* hanya mendapatkan 71.67% pada aplikasi *Twitter* dan pada aplikasi *Threads* 62.50%. Penelitian ini menggunakan data ulasan 899 pada aplikasi *Twitter* dan 638 pada aplikasi *Threads*. Pada aplikasi *Twitter* terdapat 245 sentimen positif dan 654 sentimen negatif, sedangkan pada aplikasi *Threads* terdapat 220 sentimen positif dan 418 sentimen negatif. Dengan demikian dapat kesimpulan metode klasifikasi *Naïve Bayes* lebih unggul meskipun akurasi belum mencapai 100%. Pada algoritma *Naïve Bayes* dilakukan perhitungan *precision*, *recall*, dan *accuracy* pada aplikasi *Threads* dan *Twitter*. Pada aplikasi *Threads* mendapatkan 64.86% pada *precision*, 73.85% pada *recall*, dan 66.41% pada *accuracy*. Sedangkan pada aplikasi *Twitter* mendapatkan 84.69% pada *precision*, 88.30% pada *recall*, dan 85.56% pada *accuracy*. Dalam upaya memperoleh hasil analisis sentimen yang lebih akurat, peneliti diharapkan menggunakan dataset yang lebih banyak.

REFERENCES

- [1] A. R. Abdillah and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Terhadap Kandidat Calon Presiden Berdasarkan Tweets Di Sosial Media Menggunakan Naive Bayes Classifier," *Smatika Jurnal*, vol. 13, no. 01, pp. 117–130, 2023, doi: 10.32664/smatika.v13i01.750.
- [2] R. D. Himawan and E. Eliyani, "Perbandingan Akurasi Analisis Sentimen Tweet terhadap Pemerintah Provinsi DKI Jakarta di Masa Pandemi," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, vol. 7, no. 1, p. 58, 2021, doi: 10.26418/jp.v7i1.41728.
- [3] A. Nugroho, "Analisis Sentimen Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Naive Bayes Classifier Dengan Ekstraksi Fitur N-Gram," *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, vol. 2, no. 2, p. 200, 2018, doi: 10.30645/j-sakti.v2i2.83.
- [4] A. D. Adhi Putra, "Analisis Sentimen pada Ulasan pengguna Aplikasi Bibit Dan Bareksa dengan Algoritma KNN," *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 8, no. 2, pp. 636–646, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i2.962.
- [5] D. Normawati and S. A. Prayogi, "Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021.
- [6] D. Ramadhan and E. B. Setiawan, "Analisis Sentimen Program Acara di SCTV pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes dan Support Vector Machine," ... *Telkomuniversity.Ac.Id*, vol. 6, no. 2, pp. 9736–9743, 2019, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/10708>.
- [7] C. F. Hasri and D. Alita, "Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine Pada Analisis Sentimen Terhadap Dampak Virus Corona Di Twitter," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak (JATIKA)*, vol. 3, no. 2, pp. 145–160, 2022, [Online]. Available: <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/informatika>.
- [8] R. Puspita and A. Widodo, "Perbandingan Metode KNN, Decision Tree, dan Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Layanan BPJS," *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, vol. 5, no. 4, pp. 646–654, 2020, doi: 10.32493/informatika.v5i4.7622.
- [9] M. I. Fikri, T. S. Sabrila, and Y. Azhar, "Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Twitter," *Smatika Jurnal*, vol. 10, no. 02, pp. 71–76, 2020, doi: 10.32664/smatika.v10i02.455.
- [10] C. Cahyaningtyas, Y. Nataliani, and I. R. Widiyari, "Analisis Sentimen Pada Rating Aplikasi Shopee Menggunakan Metode Decision Tree Berbasis SMOTE," *Aiti*, vol. 18, no. 2, pp. 173–184, 2021, doi: 10.24246/aiti.v18i2.173-184.
- [11] R. W. Samsir, Ambiyar, Unung Verawardina, Firman Edi, "Analisis Sentimen Pembelajaran Daring Pada Twitter di Masa Pandemi COVID-19 Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 5, no. 1, pp. 157–163, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2604.
- [12] A. P. Giovani, A. Ardiansyah, T. Haryanti, L. Kurniawati, and W. Gata, "Analisis Sentimen Aplikasi Ruang Guru Di Twitter Menggunakan Algoritma Klasifikasi," *Jurnal Teknoinfo*, vol. 14, no. 2, p. 115, 2020, doi: 10.33365/jti.v14i2.679.
- [13] E. Laia and M. Yamin, "Penerapan Algoritma Naïve Bayes dalam Menganalisis Sentimen pada Review Pengguna E-Commerce," *Media Online*, vol. 4, no. 1, pp. 305–316, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i1.1186.
- [14] R. Wahyudi and G. Kusumawardana, "Analisis Sentimen pada Aplikasi Grab di Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine," *Jurnal Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 200–207, 2021, doi: 10.31294/ji.v8i2.9681.
- [15] F. Setya Ananto and F. N. Hasan, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store," *Jurnal ICT : Information Communication & Technology*, vol. 23, no. 1, pp. 75–80, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.ikmi.ac.id/index.php/jict-ikmi>.
- [16] A. B. Sasmita, B. Rahayudi, and L. Muflikhah, "Analisis Sentimen Komentar pada Media Sosial Twitter tentang PPKM Covid-19 di Indonesia dengan Metode Naïve Bayes," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 6, no. 3, pp. 1208–1214, 2022, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.
- [17] N. Hardi, Y. Alkahfi, P. Handayani, W. Gata, and M. R. Firdaus, "Analisis Sentimen Physical Distancing pada Twitter Menggunakan Text Mining dengan Algoritma Naive Bayes Classifier," *Sistemasi*, vol. 10, no. 1, p. 131, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i1.1118.
- [18] Ernianti Hasibuan and Elmo Allistair Heriyanto, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Amazon Shopping Di Google Play Store Menggunakan Naive Bayes Classifier," *Jurnal Teknik dan Science*, vol. 1, no. 3, pp. 13–24, 2022, doi: 10.56127/jts.v1i3.434.
- [19] I. Verawati and B. S. Audit, "Algoritma Naïve Bayes Classifier Untuk Analisis Sentiment Pengguna Twitter Terhadap Provider By.u," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 6, no. 3, p. 1411, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i3.4132.
- [20] R. Slamet, W. Gata, A. Novtariy, K. Hilyati, and F. A. Jariyah, "Analisis Sentimen Twitter Terhadap Penggunaan Artis Korea Selatan Sebagai Brand Ambassador Produk Kecantikan Lokal," *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 5, no. 1, pp. 145–153, 2022, doi: 10.31539/intecom.v5i1.3933.
- [21] M. I. Ahmadi, D. Gustian, and F. Sembiring, "Analisis Sentiment Masyarakat terhadap Kasus Covid-19 pada Media Sosial Youtube dengan Metode Naive bayes," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 807–814, 2021.
- [22] A. Aziz, "Analisis Sentimen Identifikasi Opini Terhadap Produk, Layanan dan Kebijakan Perusahaan Menggunakan Algoritma TF-IDF dan SentiStrength," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 6, no. 1, p. 115, 2022.