

ANALISIS SENTIMEN PENGGUNAAN APLIKASI MERDEKA MENGAJAR DENGAN PENDEKATAN *NAIVE BAYES* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE*

Muhammad Farhan¹, Muhammad Davin Ramayuda², Yova Ruldeviyani³

^{1,2,3} Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia, Kota Depok, Indonesia

Email^{1*}: muhammad.farhan111@ui.ac.id

Email³: yova@cs.ui.ac.id

ABSTRAK

Dalam rangka memberikan solusi untuk kondisi *learning loss* yang terjadi pada dunia pendidikan di Indonesia sejak pandemi COVID-19, Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi (Kemendikbudristek) merilis kurikulum Merdeka. Untuk membantu guru dalam mendapatkan referensi, inspirasi, dan pemahaman mengenai kurikulum Merdeka, Kemendikbudristek merilis platform “Merdeka Mengajar” yang dapat diunduh di Google Play Store. Namun pemanfaatan aplikasi tersebut masih belum mencapai target jumlah pengguna yang diharapkan sehingga diperlukan analisis untuk mengetahui faktor-faktor yang menyebabkan belum tercapainya target. Untuk mengetahui ketercapaian jumlah pengguna dilakukan tahapan proses analisis yaitu pengumpulan data, pra-pemrosesan data (*pre-processing*), pelabelan data (*labelling*), ekstraksi kata, klasifikasi, evaluasi klasifikasi, analisis sentimen menggunakan model *naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* (SVM). Hasil penelitian menggunakan implementasi n-gram pada model *naïve Bayes* dan SVM, menunjukkan bahwa tingkat akurasi yang dihasilkan oleh masing-masing model adalah 86% dan 91%. Pengukuran sentimen menunjukkan bahwa ulasan pengguna bersentimen positif berjumlah 3.225 (57%), sedangkan ulasan bersentimen negatif berjumlah 2.421 (43%). Secara keseluruhan dapat disimpulkan bahwa sentimen pada penggunaan aplikasi Merdeka Mengajar bernilai positif. Beberapa faktor yang menyebabkan pengguna memberikan ulasan negatif adalah kendala pada saat melakukan aktivasi, modul pembelajaran kurang lengkap, dan meminta pihak terkait untuk merilis aplikasi di IOS.

Kata kunci: Merdeka Mengajar, Analisis Sentimen, *Naïve Bayes*, SVM

ABSTRACT

To provide a solution to the learning loss that has occurred in the education sector in Indonesia since the COVID-19 pandemic, the Ministry of Education, Culture, Research, and Technology (Kemendikbudristek) released the "Merdeka" curriculum. To assist teachers in obtaining references, inspiration, and understanding of the "Merdeka" curriculum, Kemendikbudristek launched the "Merdeka Mengajar" platform, which can be downloaded from the Google Play Store. However, the utilization of this application has not yet reached the target number of users expected. To determine the achieved number of users, the analysis process stages are carried out, namely data collection, data pre-processing (*pre-processing*), data labeling (*labeling*), word extraction, classification, classification evaluation, sentiment analysis using the *naïve Bayes* model, and Support Vector Machine (SVM). The research results, using n-gram implementation with the *naïve Bayes* and SVM models, show that the accuracy level generated by each model is 86% and 91%, respectively. Sentiment analysis indicates that 3,225 (57%) user reviews are positive, while 2,421 (43%) are negative. Overall, it can be concluded that the sentiment regarding the use of the independent teaching application is positive. Meanwhile, several factors causing users to provide negative reviews include difficulties during activation, incomplete learning modules, and requests to release the application on IOS.

Keywords: Merdeka Mengajar, Sentiment Analysis, *Naïve Bayes*, SVM

1. PENDAHULUAN

Selama kurun waktu tiga tahun terakhir sejak pandemi COVID-19, kondisi pendidikan di Indonesia mengalami *learning loss* atau ketertinggalan pembelajaran [1]. Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi (Kemendikbudristek) mencanangkan Kurikulum Merdeka sebagai bentuk solusi atau pemecahan masalah atas kondisi tersebut [2]. Kurikulum Merdeka atau yang sebelumnya disebut sebagai kurikulum *prototype* diluncurkan oleh Kemendikbudristek pada tanggal 11 Februari 2022. Kurikulum Merdeka memiliki fokus akan kebutuhan siswa, di mana kurikulum tersebut akan memberikan kesempatan kepada para siswa untuk dapat mengasah bakat dan minatnya sejak dini [3]. Pada kurikulum

*) Penulis Korespodensi

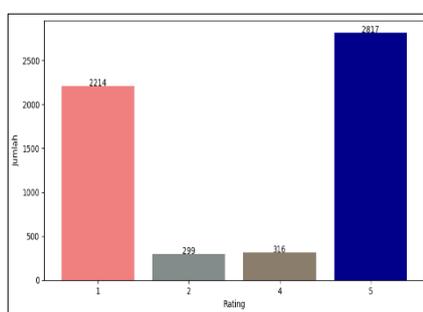
Dikirim : 18 Desember 2023

Diterima : 02 Januari 2024

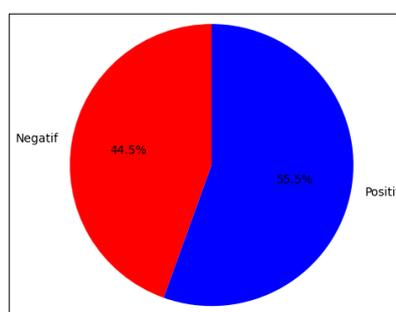
Publikasi Online : 5 Maret 2024

Merdeka, tersedia *platform* Merdeka Mengajar. *Platform* tersebut sangat direkomendasikan karena memberikan kesempatan bagi para tenaga pengajar khususnya guru di Indonesia untuk belajar serta mendapatkan banyak hal seperti mendapatkan referensi, inspirasi, serta memberikan penguatan akan pemahaman dan keterampilan para guru dalam menerapkan kurikulum merdeka untuk perkembangan dunia pendidikan di Indonesia [2][3]. Penerapan kurikulum merdeka diharapkan dapat ditunjang dengan adanya *platform* Merdeka Mengajar [4]. Pentingnya *platform* Merdeka Mengajar ini memperluas peluang bagi setiap tenaga pendidik untuk dapat terus belajar serta memperkaya dan meningkatkan kompetensi yang dimiliki tanpa mengenal tempat dan waktu [5].

Hingga tahun ajaran 2022/2023 terdapat 3,37 juta guru yang ada di Indonesia [5]. Jumlah tersebut mengalami kenaikan sebesar 2,70% jika dibandingkan dengan tahun ajaran sebelumnya yaitu sejumlah 3,28 juta. Data jumlah guru tersebut tidak sejalan dengan jumlah pengguna aplikasi Merdeka Mengajar di Google Play Store, yang mana per tanggal 15 Agustus 2023 jumlah pengunduh aplikasi Merdeka Mengajar di Google Play Store baru berjumlah 1,6 juta pengguna. Jumlah tersebut masih memiliki selisih jika dibandingkan dengan target pengguna yang dicanangkan oleh Kemendikbudristek melalui surat edaran Kemendikbudristek pada tanggal 19 April 2022 bahwa seluruh guru di Indonesia dianjurkan untuk mengunduh aplikasi Merdeka Mengajar [6]. Aplikasi Merdeka Mengajar dapat diakses melalui *web browser* dan aplikasi berbasis Android. Para pengguna yaitu guru, dapat mengunduh aplikasi Merdeka Mengajar secara gratis di Google Play Store. Pengguna yang telah menggunakan aplikasi Merdeka Mengajar dapat memberikan komentar serta *rating* (1-5) di Google Play Store seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. *Rating* Aplikasi Merdeka Mengajar



Gambar 2. Persentase Sentimen Aplikasi Merdeka Mengajar

*Sumber: Pengolahan data *rating* Aplikasi Merdeka Mengajar 2 November 2021 hingga 1 Agustus 2023

Rating yang diberikan oleh pengguna aplikasi Merdeka Mengajar dalam rentang waktu 2 November 2021 hingga 1 Agustus 2023 (Gambar 1), terdapat 2.214 (40%) pengguna memberikan *rating* 1, kemudian sebanyak 299 (4,5%) pengguna memberikan *rating* 2, *rating* 4 diberikan oleh 316 (5,5%) pengguna, dan 2.817 (50%) pengguna memberikan *rating* 5. Berdasarkan *rating* tersebut, cukup banyak pengguna yang memberikan *rating* rendah (1 dan 2) yang menunjukkan adanya kekecewaan terhadap aplikasi Merdeka Mengajar. Terdapat juga beberapa ulasan yang tidak sesuai dengan *rating* yang diberikan, seperti “sudah mencoba upload bukti Karya Saya, tetapi tidak bisa”. Ulasan tersebut menunjukkan adanya kekecewaan pengguna terhadap aplikasi, namun pengguna memberikan *rating* 4. Persentase ulasan negatif dan positif pada aplikasi merdeka mengajar dapat dilihat pada Gambar 2 setelah dilakukan pelabelan manual pada data komentar aplikasi Merdeka Mengajar.

Analisis sentimen terhadap suatu isu di media sosial, ulasan produk, serta layanan aplikasi dapat diterapkan dengan menggunakan pendekatan algoritma *machine learning* [7]. Algoritma yang dapat digunakan untuk melakukan analisis sentimen diantaranya adalah *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* (SVM) seperti pada penelitian ini. Kedua algoritma tersebut merupakan algoritma yang paling banyak digunakan untuk klasifikasi teks dengan berbagai kinerja, bergantung dengan jumlah varian, fitur, serta banyaknya data yang dikumpulkan. *Naïve Bayes* memiliki kinerja yang sangat baik dalam melakukan klasifikasi teks dengan jumlah data dan dokumen yang sedikit. Sedangkan untuk SVM merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang paling kuat dan tangguh serta memiliki kinerja yang sangat baik dalam melakukan klasifikasi teks dengan jumlah data yang relatif banyak atau dokumen yang lengkap. Selain itu SVM juga telah terbukti memiliki keunggulan jika dibandingkan dengan beberapa metode dalam *supervised learning* lainnya. Berdasarkan beberapa kelebihan tersebut, SVM telah menjadi salah satu metode klasifikasi yang paling banyak digunakan dalam beberapa tahun terakhir [8][9].

Penelitian tentang analisis sentimen terhadap suatu topik permasalahan di media sosial merupakan jenis penelitian yang sudah banyak dilakukan sebelumnya. Penelitian sebelumnya dilakukan pada tahun 2021 untuk mengetahui sentimen publik terhadap kebijakan *lockdown* pemerintah Jakarta. Analisis

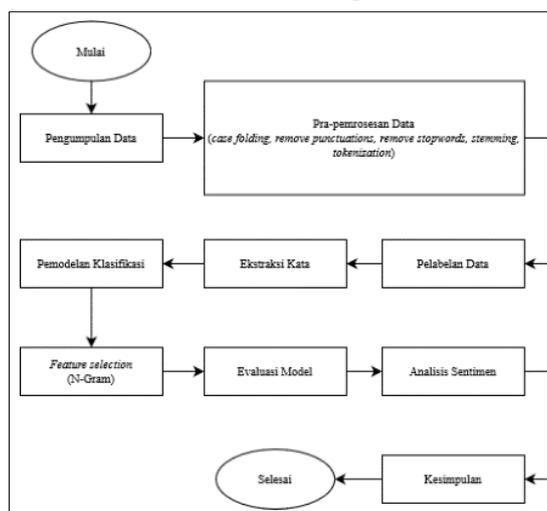
dilakukan menggunakan algoritma SVM, menghasilkan data positif sebanyak 1100 data, sedangkan untuk data negatif sebanyak 275 data dengan tingkat akurasi sebesar 74% [10]. Penelitian lain tentang analisis sentimen dilakukan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan *Decision Tree* untuk mengetahui sentimen terhadap penularan virus COVID-19 ke penumpang *commuter line*. Hasil akhir menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* memberikan tingkat akurasi lebih tinggi jika dibandingkan dengan *Decision Tree*, di mana *Naïve Bayes* memiliki tingkat akurasi mencapai 73,82% sedangkan *Decision Tree* memiliki tingkat akurasi sebesar 58,24% [11]. Penelitian lainnya dilakukan untuk mengetahui sentimen pada media sosial twitter terhadap kebijakan baru pemerintah Indonesia (Omnibus Law). Analisa dilakukan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, SVM, dan *Decision Tree*. Dari algoritma yang digunakan, SVM memiliki tingkat akurasi paling tinggi jika dibandingkan dengan *Naïve Bayes* dan *Decision Tree*. Tingkat akurasi SVM mencapai 91,80%, sedangkan *Naïve Bayes* (89,75%) dan *Decision Tree* (73,60%). Hasil akhir menunjukkan bahwa sebanyak 3.047 tweet memiliki sentimen positif dan 5.297 memiliki sentimen negatif [12].

Penelitian lain dilakukan untuk mengetahui sentimen terhadap data Twitter Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Nasional. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 69,97% [13]. Penelitian tersebut bertujuan untuk memperoleh gambaran umum persepsi masyarakat tentang pelayanan BMKG Nasional. Penelitian lain dilakukan untuk mengetahui sentimen positif dan negatif suatu komentar pada media sosial YouTube dengan menggunakan klasifikasi *Naïve Bayes – Support Vector Machine* (NBSVM). Kombinasi *Naïve Bayes* dan SVM menghasilkan nilai *precision* sebesar 91%, nilai *recall* sebesar 83%, dan *F₁-score* sebesar 87% [9]. Penelitian lain dilakukan untuk mengetahui sentimen terhadap kebijakan PPKM pada tahun 2021. Penelitian ini dilakukan dengan menerapkan *N-Gram* menggunakan algoritma *Random Forest* dan *Naïve Bayes Classifier*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai *accuracy* terbaik dari penggunaan *unigram* didapatkan ketika pengklasifikasian *Random Forest* dengan nilai *accuracy* sebesar 99,5% [14].

Penelitian ini bertujuan untuk menemukan faktor-faktor yang mempengaruhi pengguna dalam memberikan ulasan positif dan negatif terhadap aplikasi Merdeka Mengajar dengan analisis sentimen pengguna melalui ulasan atau komentar yang ditulis di Google Play Store dengan metode *Naïve Bayes* dan SVM. Hasil analisis yang dilakukan akan diproses kembali untuk memperoleh faktor yang dirasakan oleh pengguna pada saat menggunakan aplikasi Merdeka Mengajar. Dari penelitian ini diharapkan dapat dijadikan sebagai bahan masukan kepada Kemendikbudristek untuk meningkatkan kualitas aplikasi Merdeka Mengajar di Indonesia. Keterbaruan penelitian ini dapat dilihat dari segi segmentasi yang memperhatikan kelompok guru dalam mengeksplorasi ilmu pengetahuan secara gratis pada aplikasi Merdeka Mengajar. Aplikasi ini memiliki penerapan nasional atau regional yang mempertimbangkan faktor-faktor kontekstual lokal maupun nasional sehingga dapat mempengaruhi sentimen terhadap aplikasi. Dampak penelitian ini menjadi tolak ukur bagi *developer* maupun pemerintah dalam mengukur efektivitas aplikasi untuk mencapai tujuan pendidikan yang berbeda dengan penelitian sebelumnya.

2. MATERI DAN METODE

Pada penelitian ini terdapat beberapa tahapan yang dilakukan seperti Gambar 3. Tahapan tersebut adalah pengumpulan data, pra-pemrosesan data (*pre-processing*), pelabelan data (*labelling*), ekstraksi kata, klasifikasi, evaluasi klasifikasi, analisis sentimen, dan kesimpulan.



Gambar 3. Tahapan Penelitian

Pengumpulan Data

Pada tahapan ini, dilakukan pengambilan data yang bersumber dari ulasan pengguna aplikasi Merdeka Mengajar di Google Play Store dengan menggunakan metode *scraping* menggunakan pustaka Google-Play-Scraper pada pemrograman Python [15].

Pra-pemrosesan Data

Langkah pertama yang dilakukan dalam mengklasifikasi teks adalah pra-pemrosesan data [16]. Pra-pemrosesan memiliki beberapa tahap yaitu:

1. *Lowercasing / Case Folding*, proses ini akan mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil.
2. *Remove Punctuations*, proses ini akan menghapus tanda baca, URL, emoji, dan angka.
3. *Remove Stopwords*

Proses ini akan menghilangkan kata-kata yang dianggap tidak memiliki arti dengan tujuan untuk meningkatkan kecepatan eksekusi dan akurasi [17]. Kata-kata yang dianggap tidak memiliki arti mengacu pada basis data *stopwords* bahasa Indonesia [18].

4. *Stemming*

Proses ini akan mengubah semua kata dalam teks menjadi bentuk kata dasar dengan menghilangkan awalan dan akhiran kata.

5. *Tokenization*

Proses ini akan memecah kalimat dalam tweet menjadi kata-kata, dari proses tersebut dapat dihitung jumlah masing-masing dari kata yang muncul.

Filtering/ Pelabelan Data

Data yang sudah dilakukan pra-pemrosesan akan menghasilkan data bersih yang dapat diproses lebih lanjut. Selanjutnya, data bersih tersebut diberikan label positif atau negatif secara manual. Data hasil *filtering* atau pelabelan akan berbentuk dokumen dengan format *Comma Separated Value* (CSV). Pada proses pelabelan data, ulasan aplikasi Merdeka Mengajar yang digunakan sudah memiliki *rating* 1-5. Namun, data ulasan tersebut seringkali tidak sesuai dengan *rating* yang diberikan. Terdapat beberapa data yang memberikan ulasan dengan sentimen positif namun memberikan *rating* 1-2. Begitupun sebaliknya, terdapat beberapa ulasan yang memiliki sentimen negatif namun memberikan *rating* 4-5. Untuk meminimalisir kesalahan pelabelan data tersebut apabila melakukan pelabelan data secara otomatis menggunakan *python*, maka dilakukan pelabelan manual. Pelabelan data pada tahapan ini dilakukan oleh dua orang dengan latar belakang pendidikan teknologi informasi.

Ekstraksi Kata

Tahapan selanjutnya akan dilakukan ekstraksi fitur dari suatu kata dengan menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Pada saat menghitung frekuensi kata, masalah yang paling umum terjadi adalah mulai banyaknya istilah kata yang terus berulang sehingga mendominasi teks. TF-IDF digunakan untuk melakukan evaluasi tentang pentingnya sebuah kata dalam suatu dokumen. *Term frequency* (TF) mewakili banyaknya frekuensi kata yang muncul dalam suatu dokumen. *Inverse document frequency* (IDF) merupakan suatu metrik untuk mengukur makna suatu kata [19]. Untuk mengetahui pentingnya suatu kata mewakili suatu kalimat, akan dilakukan pembobotan atau perhitungan. Pemberian skor dalam TF-IDF didasarkan pada frekuensi munculnya kata dalam dokumen [20].

$$TF(t, d) = \frac{N(t, d)}{T} \quad (1)$$

Persamaan 1 menjelaskan tentang perhitungan $TF(t, d)$ merupakan frekuensi kata dari kata t dalam dokumen d , $N(t, d)$ adalah jumlah kata t yang muncul dalam dokumen d , dan T merupakan total kata dalam dokumen.

$$IDF(t) = \log\left(\frac{N}{N(t)}\right) \quad (2)$$

Persamaan 2 menjelaskan tentang perhitungan $IDF(t)$ yang menggambarkan jarangness suatu kata muncul dalam dokumen, N merupakan jumlah dokumen, dan $N(t)$ adalah jumlah dokumen dengan kata t .

$$TF-IDF = TF(t, d) * IDF(t) \quad (3)$$

Persamaan 3 digunakan untuk melakukan perhitungan TF-IDF, di mana dilakukan perkalian antara TF dengan IDF [19].

Klasifikasi

Tahapan yang selanjutnya melakukan proses klasifikasi dengan algoritma *Naïve Bayes* dan SVM. Tahapan ini dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python melalui pustaka yang bernama *scikit-learn*. *Scikit-learn* merupakan pustaka *machine learning* yang paling komprehensif dan bersifat *open source* [21]. Untuk mendapatkan hasil akurasi tertinggi diantara dua model klasifikasi yang digunakan, maka tahapan klasifikasi ini dilakukan secara terpisah. Pada tahap ini, dibutuhkan data latih yang bersumber dari dataset yang digunakan [22]. Pada penelitian ini, klasifikasi dilakukan dengan perbandingan 90% data latih

dan 10% data uji dari total *dataset*. Perbandingan data latih dan data uji 90:10 memiliki nilai akurasi paling tinggi untuk melakukan klasifikasi [23].

Evaluasi Pemodelan Klasifikasi

Setelah melakukan pemodelan klasifikasi pada tahap sebelumnya, pada tahap ini dilakukan pengukuran evaluasi pada kinerja pemodelan klasifikasi *machine learning*. Tahap ini dilakukan untuk melakukan perbandingan keefektifan dan kinerja kedua pemodelan klasifikasi *machine learning* yang digunakan. Teknik yang digunakan pada tahap ini adalah dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan matriks yang digunakan untuk merangkum total hasil klasifikasi yang benar dan salah [24]. *Confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 1. Berdasarkan kombinasi dari nilai *True Positive* (TP), *False Negative* (FN), *False Positive* (FP), dan *True Negative* (TN) akan didapatkan empat hasil pengukuran. Empat hasil tersebut adalah *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F₁-score*. Nilai *accuracy* didapatkan menggunakan Persamaan 4, nilai *precision* menggunakan Persamaan 5, *recall* didapatkan menggunakan Persamaan 6, dan nilai *F₁-score* menggunakan Persamaan 7 [25].

Tabel 1. *Confusion Matrix*

<i>Prediction</i> <i>Actual</i>	<i>Positive</i>	<i>Negative</i>
	<i>Positive</i>	<i>True Positive (TP)</i>
<i>Negative</i>	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True Negative (TN)</i>

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (4)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

$$F_1-Score = \frac{2 \times recall \times precision}{recall + precision} \quad (7)$$

Analisis Sentimen

Tahap selanjutnya adalah melakukan analisis sentimen dengan menghitung frekuensi kata positif dan negatif yang muncul pada ulasan pengguna dengan menggunakan fitur *n-gram*. *N-gram* digunakan untuk melakukan penggabungan kata-kata penting yang sering muncul untuk menunjukkan suatu sentimen pada dokumen atau ulasan [14].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Anotasi Data

Data ulasan pengguna aplikasi Merdeka Mengajar yang didapatkan pada tahapan ini berjumlah 5.646 data, di mana data tersebut berasal dari rentang waktu 2 November 2021 hingga 1 Agustus 2023. Data tersebut diambil dengan metode *scraping* menggunakan bantuan Google-Play-Scraper. Data ulasan yang diambil merupakan ulasan pengguna dengan nilai *rating* yang beragam dari nilai 1 sampai 5. Anotasi dilakukan secara manual untuk mengelompokkan ulasan ke dalam 2 kelompok sentimen, yakni positif dan negatif. Data hasil anotasi disimpan ke dalam dokumen CSV untuk diproses pada tahapan selanjutnya.

Hasil Pra pemrosesan Data

Pada tahap prapemrosesan data, dokumen CSV hasil anotasi akan dilakukan proses sebanyak lima tahap. Tahapan tersebut adalah *case folding*, *remove punctuation*, *remove stopwords*, *stemming*, dan *tokenizing*. Hasil dari tahap pra pemrosesan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Prapemrosesan Data

Tahap	Hasil
<i>Scraping data</i>	Terima kasih adanya kurikulum Merdeka Mengajar. Memudahkan saya belajar. Dan bukunya juga lengkap sangat memuaskan!!
<i>Case folding</i>	terima kasih adanya kurikulum Merdeka Mengajar. memudahkan saya belajar. dan bukunya juga lengkap sangat memuaskan!!
<i>Remove punctuation</i>	terima kasih adanya kurikulum Merdeka Mengajar memudahkan saya belajar dan bukunya juga lengkap sangat memuaskan
<i>Remove stopwords</i>	terima kasih kurikulum Merdeka Mengajar memudahkan belajar bukunya lengkap memuaskan
<i>Stemming</i>	terima kasih kurikulum merdeka ajar mudah ajar buku lengkap puas
<i>Tokenizing</i>	terima kasih kurikulum merdeka ajar mudah ajar buku lengkap puas

Pembagian Dataset untuk Pemodelan Klasifikasi

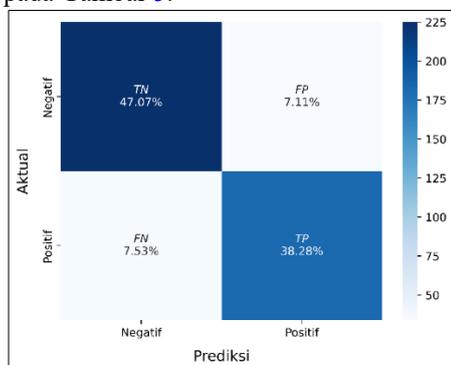
Pemodelan klasifikasi pada tahapan ini yang digunakan adalah *Naïve Bayes* dan *SVM* yang menggunakan data latih untuk menghasilkan model prediksi sentimen analisis. Untuk melakukan evaluasi hasil prediksi oleh model klasifikasi maka digunakan data uji dari *dataset*. Perbandingan untuk data latih dan data uji pada penelitian ini adalah 90:10 yang dapat memberikan hasil terbaik dalam evaluasi [23]. Sedangkan untuk metode *Naïve Bayes* perbandingan data latih 90 dan data uji 10 menghasilkan tingkat akurasi terbaik 92,47% dalam pemodelan klasifikasi [7]. Pembagian tersebut dihasilkan melalui pustaka *scikit-learn*. Pada penelitian ini, pembagian data latih dan data uji dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Data Latih dan Data Uji

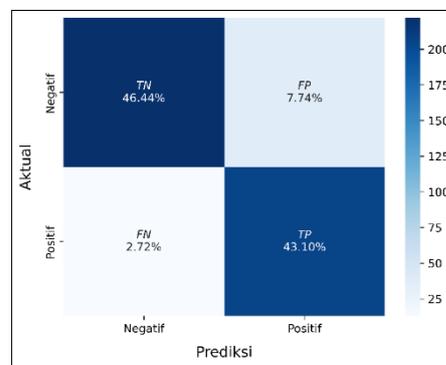
Label	Data Latih	Data Uji
Negatif	2401	259
Positif	2680	219
Jumlah	5081	478

Hasil Evaluasi Pemodelan Klasifikasi

Untuk mendapatkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F₁-score* untuk model klasifikasi pada penelitian ini, perlu dilakukan evaluasi dengan menggunakan *confusion matrix* [24]. Hasil *confusion matrix* dari model *Naïve Bayes* dapat dilihat pada Gambar 4 dan hasil *confusion matrix* dari model *SVM* dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 4. *Confusion Matrix* dari *Naïve Bayes*



Gambar 5. *Confusion Matrix* dari *SVM*

Berdasarkan 478 data yang digunakan sebagai data uji untuk kedua sentimen dari Gambar 4, nilai kombinasi yang didapatkan adalah sebagai berikut:

- *True Positive* menunjukkan hasil sebesar 38,28%, hasil tersebut menunjukkan bahwa sebanyak 183 data dengan ulasan positif diprediksi dengan benar oleh *Naïve Bayes* sebagai ulasan positif.
- *True Negative* menunjukkan hasil sebesar 47,08%, hasil tersebut menunjukkan bahwa sebanyak 225 data dengan ulasan negatif diprediksi dengan benar oleh *Naïve Bayes* sebagai ulasan negatif.
- *False Positive* menunjukkan hasil sebesar 7,11%, hasil tersebut menunjukkan bahwa sebanyak 34 data dengan ulasan negatif salah diprediksi oleh *Naïve Bayes* sebagai label positif.
- *False Negative* menunjukkan hasil sebesar 7,53%, hasil tersebut menunjukkan bahwa sebanyak 36 data dengan ulasan positif salah diprediksi oleh *Naïve Bayes* sebagai label negatif.
- Berdasarkan 478 data yang digunakan sebagai data uji untuk kedua sentimen dari Gambar 5, nilai kombinasi yang didapatkan adalah sebagai berikut:
- *True positive* menunjukkan hasil sebesar 43,10%, hasil tersebut menunjukkan bahwa sebanyak 206 data dengan ulasan positif diprediksi dengan benar oleh *SVM* sebagai ulasan positif.
- *True negative* menunjukkan hasil sebesar 46,44%, hasil tersebut menunjukkan bahwa sebanyak 222 data dengan ulasan negatif diprediksi dengan benar oleh *SVM* sebagai ulasan negatif.
- *False positive* menunjukkan hasil sebesar 7,74%, hasil tersebut menunjukkan bahwa sebanyak 37 data dengan ulasan negatif salah diprediksi oleh *SVM* sebagai label positif.
- *False negative* menunjukkan hasil sebesar 2,72%, hasil tersebut menunjukkan bahwa sebanyak 13 data dengan ulasan positif salah diprediksi oleh *SVM* sebagai label negatif.

Hasil evaluasi pemodelan klasifikasi dengan menggunakan *confusion matrix* menunjukkan bahwa model klasifikasi *Naïve Bayes* memprediksi dengan benar sebanyak 408 data yang terdiri atas 183 data dengan sentimen positif dan 225 data dengan sentimen negatif. Untuk data yang salah diprediksi dengan model klasifikasi *Naïve Bayes* berjumlah 70 data yang terdiri atas 34 data dengan sentimen negatif dan 36 data dengan sentimen positif. Untuk pemodelan dengan klasifikasi *SVM*, jumlah data yang dapat diprediksi

dengan benar berjumlah 428 data. Jumlah tersebut terdiri atas 206 data dengan sentimen positif dan 222 data dengan sentimen negatif. Untuk jumlah data yang salah diprediksi dengan model klasifikasi SVM berjumlah 50 data yang terdiri atas 37 data dengan sentimen negatif dan 13 data dengan sentimen positif. Setelah melakukan pengukuran evaluasi klasifikasi pemodelan, dapat diperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* dari masing-masing model klasifikasi [26]. Hasil nilai tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*

Model Klasifikasi	Label	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Naïve	Positif	0,84	0,83	0,84
Bayes	Negatif	0,86	0,87	0,86
SVM	Positif	0,85	0,94	0,89
	Negatif	0,94	0,86	0,90

Berdasarkan Persamaan 4, nilai *accuracy* yang dihasilkan oleh model klasifikasi *Naïve Bayes* adalah sebesar 0,8535 atau 85,35%. Sedangkan untuk model klasifikasi SVM adalah sebesar 0,8954 atau 89,54%. Berdasarkan data tersebut, dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi SVM memiliki nilai akurasi lebih tinggi jika dibandingkan dengan model klasifikasi *Naïve Bayes* untuk penelitian sentimen analisis aplikasi Merdeka Mengajar. Nilai akurasi SVM lebih tinggi dikarenakan algoritma SVM menggunakan dua kernel yaitu kernel *polynomial* dan *Radial Basis Function* (RBF) yang tidak ada dalam algoritma *Naïve Bayes*.

Setelah dilakukan perhitungan dengan menggunakan model klasifikasi *Naïve Bayes* dan SVM, selanjutnya adalah menambahkan fitur *n-gram* pada kedua model tersebut [13][16]. Hasil klasifikasi kalimat baru menggunakan *Naïve Bayes* dan SVM dapat dilihat pada Tabel 5 dan Tabel 6.

Tabel 5. Hasil Klasifikasi Kalimat Baru dengan *Naïve Bayes*

Kalimat	NB	NB+	NB+	NB+
		<i>Unigram</i>	<i>Bigram</i>	<i>Trigram</i>
Aktivasi tidak bisa langsung login	Pos (+)	Pos (+)	Neg (-)	Neg (-)
Aplikasi bagus, namun belum ada di IOS	Neg (-)	Pos (+)	Pos (+)	Neg (-)

Tabel 6. Hasil Klasifikasi Kalimat Baru dengan SVM

Kalimat	SVM	SVM+	SVM+	SVM+
		<i>Unigram</i>	<i>Bigram</i>	<i>Trigram</i>
Aktivasi tidak bisa langsung login	Pos (+)	Pos (+)	Neg (-)	Neg (-)
Aplikasi bagus, namun belum ada di IOS	Neg (-)	Pos (+)	Pos (+)	Neg (-)

Setelah melalui tahap klasifikasi pada kalimat, tahapan selanjutnya adalah melakukan evaluasi dengan menggunakan *n-gram* dan akan dibandingkan dengan hasil pada tahapan sebelumnya. Hasil evaluasi dari masing-masing model dapat dilihat pada Tabel 7 dan Tabel 8.

Tabel 7. Hasil Evaluasi Klasifikasi dengan *Naïve Bayes* dan *N-Gram*

Evaluasi	NB	NB+	NB+	NB+
		<i>Unigram</i>	<i>Bigram</i>	<i>Trigram</i>
<i>Accuracy</i>	0,85	0,87	0,82	0,86
<i>Recall</i>	0,85	0,83	0,81	0,82
<i>Precision</i>	0,86	0,87	0,86	0,86
<i>F1-score</i>	0,85	0,87	0,86	0,86

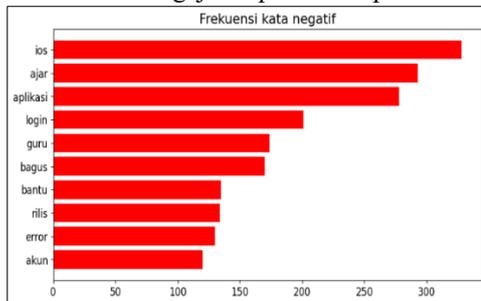
Tabel 8. Hasil Evaluasi Klasifikasi dengan SVM dan *N-Gram*

Evaluasi	SVM	SVM+	SVM+	SVM+
		<i>Unigram</i>	<i>Bigram</i>	<i>Trigram</i>
<i>Accuracy</i>	0,89	0,91	0,89	0,90
<i>Recall</i>	0,90	0,92	0,91	0,91
<i>Precision</i>	0,89	0,88	0,89	0,88
<i>F1-score</i>	0,89	0,88	0,89	0,90

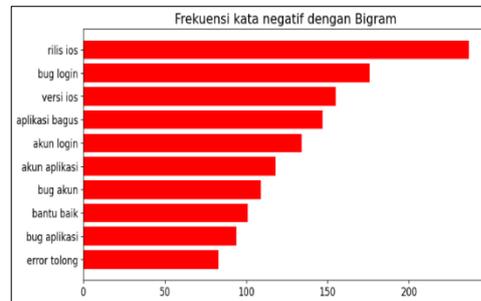
Berdasarkan evaluasi model *Naïve Bayes* dan SVM dengan menambahkan *n-gram*, yang bertujuan untuk mencari kata yg paling sering keluar per 1 kata, 2 kata, dst. Nilai akurasi *Naïve Bayes* sebelum ditambahkan *n-gram* yaitu 0,85 atau 85% dan meningkat menjadi 0,86 atau 86% saat ditambahkan dengan *n-gram*. Sedangkan untuk model SVM memiliki nilai akurasi awal sebesar 0,89 atau 89% dan meningkat menjadi 0,91 atau 91% saat ditambahkan dengan *n-gram*. Hasil evaluasi model *Naïve Bayes* dan SVM dengan menambahkan *n-gram*, menunjukkan bahwa sebanyak 3.225 (57%) ulasan bersifat positif dan 2421 (43%) ulasan bersifat negatif pada aplikasi Merdeka Mengajar.

Analisis Hasil Sentimen

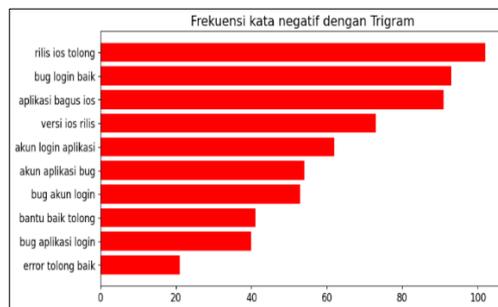
Tahap selanjutnya dilakukan perhitungan frekuensi kata yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna aplikasi Merdeka Mengajar. Frekuensi kata tersebut digunakan untuk mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi pengguna dalam memberikan ulasan positif atau negatif pada aplikasi Merdeka Mengajar. Perhitungan frekuensi kata positif dan negatif yang paling sering muncul pada ulasan pengguna dilakukan dengan menggunakan *n-gram*, frekuensi kata tersebut dibagi ke dalam 3 bagian yaitu per 1 kata (*unigram*), per 2 kata (*bigram*), dan per 3 kata (*trigram*). Ulasan negatif yang diberikan oleh pengguna aplikasi Merdeka Mengajar dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Frekuensi Kata Negatif dengan *Unigram*



Gambar 7. Frekuensi Kata Negatif dengan *Bigram*



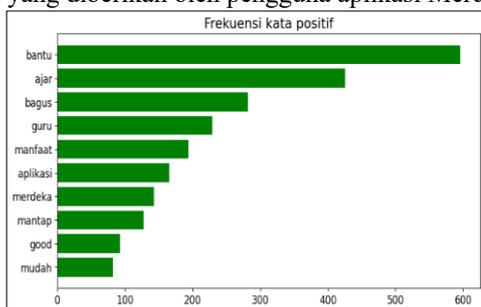
Gambar 8. Frekuensi Kata Negatif dengan *Trigram*

Pada Gambar 6 menunjukkan frekuensi kata negatif dalam ulasan pengguna pada aplikasi Merdeka Mengajar. Kata “IOS” menjadi kata yang paling sering muncul pada ulasan dengan jumlah 328 kata. Kata tersebut diklasifikasikan dengan ulasan negatif karena merupakan satu kalimat dengan kata yang lain sehingga diklasifikasikan sebagai kata negatif. Selanjutnya diikuti dengan kata “ajar”, dan “aplikasi” dengan jumlah kata masing-masing 293 dan 278 kata. Selanjutnya pada Gambar 7 menunjukkan frekuensi kata negatif per 2 kata (*bigram*). Kata *bigram* dengan sentimen negatif yang paling sering muncul pada ulasan pengguna adalah “rilis IOS” dengan total 237 kata, kemudian “bug login” dengan total 176 kata dan “versi IOS” dengan total 155 kata. Pada Gambar 8 terdapat frekuensi kata negatif per 3 kata (*trigram*) pada ulasan aplikasi Merdeka Mengajar yang telah dituliskan oleh pengguna. Kata yang paling sering muncul adalah “rilis IOS tolong” sejumlah 102 kata, selanjutnya terdapat kata “bug login baik” dengan total 93 kata dan kata “aplikasi bagus IOS” dengan jumlah 91 kata.

Berdasarkan frekuensi kata negatif yang muncul pada *unigram*, *bigram*, dan *trigram* dapat diketahui faktor-faktor yang mempengaruhi pengguna dalam memberikan ulasan negatif pada aplikasi Merdeka Mengajar [2][6]. Faktor tersebut diantaranya adalah belum tersedianya aplikasi Merdeka Mengajar dalam versi IOS sehingga aplikasi tersebut belum dapat dimanfaatkan oleh para pengguna IOS. Selain itu, terdapat kata “bug login” yang menunjukkan masih terdapat *bug* atau *error* pada aplikasi Merdeka Mengajar ketika pengguna mencoba untuk melakukan *login* ke dalam aplikasi. Terdapat beberapa kata yang memiliki makna positif pada ulasan negatif yang diberikan oleh pengguna, kata-kata tersebut seperti “baik” dan “bagus”. Namun, kata tersebut digunakan oleh pengguna untuk menuliskan komentar seperti “tolong diperbaiki” yang memiliki makna negatif. Kata “baik” muncul sebagai bagian dari hasil proses *stemming* pada kata “diperbaiki” yang dilakukan pada tahapan *pre-processing* data. Kata “bagus” didapatkan dari ulasan pengguna seperti “aplikasi bagus, namun masih terdapat *bug* pada bagian modul”, sehingga kata “bagus” memiliki makna negatif.

Ulasan negatif tersebut menunjukkan adanya kekurangan pada aplikasi Merdeka Mengajar seperti kesulitan pada saat login setelah melakukan aktivasi, pihak Kemendikbudristek perlu melakukan *update* pada aplikasi terbaru sehingga dapat membersihkan aplikasi dari *error* atau *bug*. Ulasan lain ialah belum

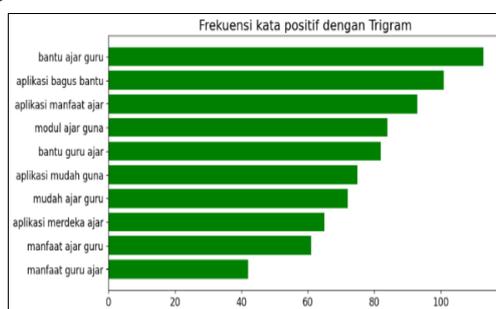
tersedianya aplikasi Merdeka Mengajar untuk IOS, pihak Kemendikbudristek diharapkan dapat mempertimbangkan untuk merilis aplikasi Merdeka Mengajar versi IOS untuk mengakomodasi para tenaga pengajar yang menggunakan IOS agar dapat ikut merasakan manfaat aplikasi Merdeka Mengajar. Ulasan positif yang diberikan oleh pengguna aplikasi Merdeka Mengajar dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Frekuensi Kata Positif dengan *Unigram*



Gambar 10. Frekuensi Kata Positif dengan *Bigram*



Gambar 11. Frekuensi Kata Positif dengan *Trigram*

Terdapat beberapa kata yang paling sering muncul pada ulasan positif yang diberikan seperti pada Gambar 9 terdapat frekuensi 1 kata (*unigram*) yang paling sering muncul adalah kata “bantu” sejumlah 596 kata, diikuti dengan kata “ajar” sebanyak 425 kata dan “bagus” dengan 282 kata. Pada Gambar 10 menunjukkan frekuensi 2 kata (*bigram*) yang paling sering muncul dalam ulasan, kata yang paling sering muncul adalah “bantu ajar” dengan 203 kata, diikuti oleh kata “aplikasi bagus” sejumlah 167 kata dan “aplikasi manfaat” dengan 143 kata. Selanjutnya pada Gambar 11 terdapat frekuensi 3 kata (*trigram*) yang paling sering muncul. Terdapat kata “bantu ajar guru” sebagai kata yang paling sering muncul dengan jumlah sebanyak 113 kata, kemudian “aplikasi bagus bantu” sebanyak 101 kata, dan “aplikasi manfaat ajar” sebanyak 93 kata.

Berdasarkan frekuensi kata-kata positif *unigram*, *bigram*, dan *trigram* yang paling sering muncul pada ulasan, dapat diketahui faktor-faktor yang memengaruhi pengguna dalam memberikan ulasan positif pada aplikasi Merdeka Mengajar. Kata “bantu ajar guru” menjadi kata dengan frekuensi terbanyak yang muncul dalam ulasan. Kata tersebut mengindikasikan bahwa aplikasi Merdeka Mengajar membantu guru dalam kegiatan belajar mengajar di sekolah, selain kata tersebut, terdapat kata “aplikasi bagus bantu”, “aplikasi manfaat ajar”, dan “modul ajar guna”. Kata tersebut didapatkan dari pengguna yang memberikan ulasan seperti “aplikasi Merdeka Mengajar bermanfaat dalam kegiatan belajar mengajar”, dan “modul yang ada bermanfaat dan berguna dalam kegiatan belajar dan mengajar”. Hal ini menunjukkan dampak positif yang dirasakan oleh pengguna ketika menggunakan aplikasi Merdeka Mengajar.

Berdasarkan frekuensi kata yang paling sering muncul, dapat disimpulkan alasan mengapa pengguna memberikan ulasan positif pada saat menggunakan aplikasi Merdeka Mengajar [6]. Alasan tersebut antara lain seperti aplikasi Merdeka Mengajar membantu guru dalam mempersiapkan bahan pelajaran, aplikasi Merdeka Mengajar memberikan manfaat bagi para guru, dan aplikasi Merdeka Mengajar mempermudah kegiatan belajar mengajar [1]. Sebaliknya, untuk ulasan negatif yang diberikan oleh pengguna disebabkan oleh beberapa faktor seperti belum tersedianya aplikasi Merdeka Mengajar dalam versi IOS, aplikasi masih mengalami *error* atau *bug*, dan aplikasi belum memuat modul pelajaran yang dibutuhkan oleh guru secara lengkap [4]. Untuk dapat meningkatkan pelayanan serta manfaat dari aplikasi Merdeka Mengajar, pihak kemendikbudristek diharapkan dapat melakukan *update* dan *maintenance* untuk aplikasi Merdeka Mengajar agar dapat terhindar dari permasalahan seperti *error* atau *bug*, menambah kelengkapan modul ajar pada aplikasi Merdeka Mengajar, dan agar pihak kemendikbudristek mempertimbangkan untuk segera merilis aplikasi Merdeka Mengajar untuk versi IOS dengan harapan dapat

mengakomodir para guru yang menggunakan IOS agar dapat ikut merasakan manfaat aplikasi Merdeka Mengajar [2][4][6].

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan *review* dan *rating* sejak tanggal 2 November 2021 hingga 1 Agustus 2023, terdapat sebanyak 5.646 ulasan yang dituliskan oleh pengguna aplikasi Merdeka Mengajar di Google Play Store. Hasil sentimen ulasan tersebut menunjukkan bahwa terdapat 3.225 (57%) ulasan bersifat positif dan 2421 (43%) ulasan bersifat negatif. Pemodelan klasifikasi dengan menggunakan *Naïve Bayes* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 85,35% sedangkan pemodelan dengan menggunakan SVM menghasilkan tingkat akurasi sebesar 89,54%. Setelah dilakukan evaluasi dengan menambahkan *n-gram*, nilai akurasi *Naïve Bayes* menjadi 86% dan nilai akurasi SVM menjadi 91% sehingga dapat disimpulkan ulasan aplikasi Merdeka Mengajar bernilai positif. Penelitian ini menghasilkan faktor-faktor yang memengaruhi pengguna dalam memberikan ulasan positif atau negatif pada aplikasi Merdeka Mengajar. Faktor penyebab pengguna memberikan ulasan positif antara lain aplikasi Merdeka Mengajar merupakan aplikasi yang bagus serta dapat membantu guru dalam kegiatan belajar mengajar. Sedangkan faktor penyebab pengguna memberikan ulasan negatif pada aplikasi Merdeka Mengajar antara lain meminta agar versi IOS segera dirilis dan terdapat beberapa *bug* atau *error* dalam aplikasi. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah menambahkan teknik *sentiment scoring* untuk mengklasifikasikan kalimat ke dalam kelas positif, negatif, atau netral dengan sistem *scoring* sesuai dengan nilai tiap kata dalam kalimat agar dapat meminimalisi kesalahan pelabelan sentimen. Selain itu, peneliti selanjutnya dapat menambahkan karakter *n-gram* dengan $n=4$ (quadgram) sebagai salah satu pembanding untuk penerapan *unigram*, *bigram*, dan *trigram*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Susilawati, S. Sarifudin, and S. Muslim, "Internalisasi Nilai Pancasila Dalam Pembelajaran Melalui Penerapan Profil Pelajar Pancasila Berbantuan Platform Merdeka Mengajar," *J. Teknodik*, vol. 25, pp. 155–167, 2021, doi: [10.32550/teknodik.v25i2.897](https://doi.org/10.32550/teknodik.v25i2.897).
- [2] A. Silvi Lisvian Sari, C. Pramesti, and R. R. Suliana, "Sosialisasi Platform Merdeka Mengajar Sebagai Wadah Belajar Dan Berkreasi Guru," *J. Penamas Adi Buana*, vol. 6, no. 01, pp. 63–72, 2022. [Online]. Available: <http://jurnal.unipasby.ac.id/index.php/penamas>.
- [3] A. Arnes, M. Musparidi, and Y. Yusmanila, "Analisis Pemanfaatan Platform Merdeka Mengajar Oleh Guru PPKn untuk Akselerasi Implementasi Kurikulum Merdeka," *Edukatif J. Ilmu Pendidik.*, vol. 5, no. 1, pp. 60–70, 2023, doi: [10.31004/edukatif.v5i1.4647](https://doi.org/10.31004/edukatif.v5i1.4647).
- [4] D. Marisana, S. Iskandar, and D. T. Kurniawan, "Penggunaan Platform Merdeka Mengajar untuk Meningkatkan Kompetensi Guru di Sekolah Dasar," *J. Basicedu*, vol. 7, no. 1, pp. 139–150, 2023, doi: [10.31004/basicedu.v7i1.4363](https://doi.org/10.31004/basicedu.v7i1.4363).
- [5] D. A. K. Arisanti, "Analisis Kurikulum Merdeka Dan Platform Merdeka Belajar Untuk Mewujudkan Pendidikan Yang Berkualitas," *J. Penjaminan Mutu*, vol. 8, no. 02, pp. 243–250, 2022, doi: [10.25078/jpm.v8i02.1386](https://doi.org/10.25078/jpm.v8i02.1386).
- [6] A. Ketaren, F. Rahman, H. P. Meliala, N. Tarigan, and R. Simanjuntak, "Monitoring dan Evaluasi Pemanfaatan Platform Merdeka Mengajar pada Satuan Pendidikan Aswinta," *J. Pendidik. dan Konseling*, vol. 4, no. 6, pp. 10340–10343, 2022, doi: [10.31004/jpdk.v4i6.10030](https://doi.org/10.31004/jpdk.v4i6.10030).
- [7] R. I. Alhaqq, I M. K. Putra, and Y. Ruldeviyani, "Analisis Sentimen terhadap Penggunaan Aplikasi MySAPK BKN di Google Play Store," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 2, pp. 105–113, 2022, doi: [10.22146/jnteti.v11i2.3528](https://doi.org/10.22146/jnteti.v11i2.3528).
- [8] J. Cervantes, F. Garcia-Lamont, L. Rodríguez-Mazahua, and A. Lopez, "A comprehensive survey on support vector machine classification: Applications, challenges and trends," *Neurocomputing*, vol. 408, no. xxxx, pp. 189–215, 2020, doi: [10.1016/j.neucom.2019.10.118](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.10.118).
- [9] A. N. Muhammad, S. Bukhori, and P. Pandunata, "Sentiment Analysis of Positive and Negative of YouTube Comments Using Naïve Bayes-Support Vector Machine (NBSVM) Classifier," *Proc. - 2019 Int. Conf. Comput. Sci. Inf. Technol. Electr. Eng. ICOMITEE 2019*, vol. 1, pp. 199–205, 2019, doi: [10.1109/ICOMITEE.2019.8920923](https://doi.org/10.1109/ICOMITEE.2019.8920923).
- [10] A. R. Isnain, A. I. Sakti, D. Alita, and N. S. Marga, "Sentimen Analisis Publik Terhadap Kebijakan Lockdown Pemerintah Jakarta Menggunakan Algoritma Svm," *J. Data Min. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, p. 31, 2021, doi: [10.33365/jdmsi.v2i1.1021](https://doi.org/10.33365/jdmsi.v2i1.1021).
- [11] I. C. Sari and Y. Ruldeviyani, "Sentiment Analysis of the Covid-19 Virus Infection in Indonesian Public Transportation on Twitter Data: A Case Study of Commuter Line Passengers," *2020 Int. Work. Big Data Inf. Secur. IWBS 2020*, pp. 23–28, 2020, doi: [10.1109/IWBS50925.2020.9255531](https://doi.org/10.1109/IWBS50925.2020.9255531).
- [12] E. A. Sukma, A. N. Hidayanto, A. I. Pandesenda, A. N. Yahya, P. Widharto, and U. Rahardja, "Sentiment Analysis of the New Indonesian Government Policy (Omnibus Law) on Social Media

- Twitter,” *Proc. - 2nd Int. Conf. Informatics, Multimedia, Cyber, Inf. Syst. ICIMCIS 2020*, no. July 2017, pp. 153–158, 2020, doi: [10.1109/ICIMCIS51567.2020.9354287](https://doi.org/10.1109/ICIMCIS51567.2020.9354287).
- [13] D. Darwis, N. Siskawati, and Z. Abidin, “Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter Bmkg Nasional,” *J. Tekno Kompak*, vol. 15, no. 1, p. 131, 2021, doi: [10.33365/jtk.v15i1.744](https://doi.org/10.33365/jtk.v15i1.744).
- [14] P. P. E. Indarbensyah and N. Rochmawati, “Penerapan N-Gram menggunakan Algoritma Random Forest dan Naïve Bayes Classifier pada Analisis Sentimen Kebijakan PPKM 2021,” *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 2, no. 04, pp. 235–244, 2021, doi: [10.26740/jinacs.v2n04.p235-244](https://doi.org/10.26740/jinacs.v2n04.p235-244).
- [15] R. M. Amir Latif, M. Talha Abdullah, S. U. Aslam Shah, M. Farhan, F. Ijaz, and A. Karim, “Data scraping from google play store and visualization of its content for analytics,” *2019 2nd Int. Conf. Comput. Math. Eng. Technol. iCoMET 2019*, no. July, 2019, doi: [10.1109/ICOMET.2019.8673523](https://doi.org/10.1109/ICOMET.2019.8673523).
- [16] D. Effrosynidis, S. Symeonidis, and A. Arampatzis, “A Comparison Of Pre-Processing Techniques For Twitter Sentiment Analysis,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 10450 LNCS, no. September, pp. 394–406, 2017, doi: [10.1007/978-3-319-67008-9_31](https://doi.org/10.1007/978-3-319-67008-9_31).
- [17] J. Kaur, “Stopwords Removal and Its Algorithms Based on Different Methods,” *Int. J. Adv. Res. Comput. Sci.*, vol. 9, no. 5, pp. 81–88, 2018, doi: [10.26483/ijarcs.v9i5.6301](https://doi.org/10.26483/ijarcs.v9i5.6301).
- [18] F. Z. Tala, “A Study of Stemming Effects on Information Retrieval in Bahasa Indonesia,” *M.Sc. Thesis, Append. D*, vol. pp, pp. 39–46, 2003. [Online]. Available: <https://eprints.illc.uva.nl/id/eprint/740>
- [19] A. S. Neogi, K. A. Garg, R. K. Mishra, and Y. K. Dwivedi, “Sentiment Analysis And Classification Of Indian Farmers’ Protest Using Twitter Data,” *Int. J. Inf. Manag. Data Insights*, vol. 1, no. 2, p. 100019, 2021, doi: [10.1016/j.jjime.2021.100019](https://doi.org/10.1016/j.jjime.2021.100019).
- [20] A. M. Pravina, I. Cholissodin, and P. P. Adikara, “Analisis Sentimen Tentang Opini Maskapai Penerbangan pada Dokumen Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM),” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 3, pp. 2789–2797, 2019. [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/4793>.
- [21] J. Hao and T. K. Ho, “Machine Learning Made Easy: A Review of Scikit-learn Package in Python Programming Language,” *J. Educ. Behav. Stat.*, vol. 44, no. 3, pp. 348–361, 2019, doi: [10.3102/1076998619832248](https://doi.org/10.3102/1076998619832248).
- [22] S. Al-Saqqa, G. Al-Naymat, and A. Awajan, “A large-scale sentiment data classification for online reviews under apache spark,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 141, no. November, pp. 183–189, 2018, doi: [10.1016/j.procs.2018.10.166](https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.10.166).
- [23] M. R. Nadhif, D. Wisnu Brata, and B. Rahayudi, “Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi TIX ID di Indonesia pada Google Play Store menggunakan Support Vector Machine,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 8, pp. 3932–3937, 2022. [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/11477>.
- [24] I. Markoulidakis, I. Rallis, I. Georgoulas, G. Kopsiaftis, A. Doulamis, and N. Doulamis, “Multiclass Confusion Matrix Reduction Method and Its Application on Net Promoter Score Classification Problem,” *Technologies*, vol. 9, no. 4, 2021, doi: [10.3390/technologies9040081](https://doi.org/10.3390/technologies9040081).
- [25] S. Rajalakshmi, S. Asha, and N. Pazhaniraja, “A comprehensive survey on sentiment analysis,” *2017 4th Int. Conf. Signal Process. Commun. Networking, ICSCN 2017*, no. June, 2017, doi: [10.1109/ICSCN.2017.8085673](https://doi.org/10.1109/ICSCN.2017.8085673).
- [26] A. Polyvyanyy, A. Solti, M. Weidlich, C. Di Ciccio, and J. Mendling, “Monotone Precision and Recall Measures for Comparing Executions and Specifications of Dynamic Systems,” *ACM Trans. Softw. Eng. Methodol.*, vol. 29, no. 3, Jun. 2020, doi: [10.1145/3387909](https://doi.org/10.1145/3387909).