

Analisis Sentimen Terhadap Program Kampus Merdeka Menggunakan Algoritma *Naive Bayes Classifier* Di Twitter

Elisa Febriyani^{1,*}, Herny Februariyanti²

¹ Fakultas Teknologi Informasi dan Industri, Sistem Informasi, Universitas Stikubank, Semarang, Indonesia
Email: ^{1,*}elisafebriyani22@gmail.com, ²hernyfeb@edu.unisbank.ac.id

Abstrak—Program kampus merdeka atau merdeka belajar kampus merdeka (MBKM) merupakan kebijakan baru yang diluncurkan pada bulan Januari 2019 oleh kementerian pendidikan, kebudayaan, riset, dan teknologi republik Indonesia. Kebijakan ini merupakan strategi pemerintah dalam meningkatkan kualitas mahasiswa untuk menjawab kebutuhan zaman seiring dengan perubahan teknologi, dunia kerja, sosial, dan budaya yang signifikan. Sebagai suatu terobosan baru pada dunia perguruan tinggi, program ini sangat ramai diperbincangkan di media sosial. Saat ini, masyarakat banyak menggunakan media sosial twitter untuk memberikan tanggapan atau opini terhadap suatu kebijakan pemerintah maupun tren yang sedang berkembang. Program kampus merdeka ini sudah menuai pro dan kontra dari masyarakat khususnya pada media sosial twitter sejak awal kemunculannya. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen opini publik terhadap program kampus merdeka di twitter untuk mengetahui tingkat akurasi pada metode serta persentase sentimen sebagai evaluasi pada algoritma, kinerja dan program kampus merdeka ini sendiri. Pengumpulan data menggunakan *website* vicinitas.io dilakukan secara *realtime* dengan #kampus merdeka dan #mbkm dari tweet dan retweet pengguna twitter selama bulan November 2021 sampai Maret 2022. Analisis terhadap 501 data tweet dilakukan dengan mengklasifikasikan teks dalam bentuk negatif dan positif menggunakan algoritma *naive bayes classifier*. Pengimplementasian klasifikasi pada algoritma *naive bayes* dilakukan dengan beberapa tahapan yaitu text preprocessing, perhitungan TF-IDF, perhitungan klasifikasi, dan *K-fold cross validation*. *K-fold* digunakan untuk mengevaluasi algoritma yang dipakai agar mendapatkan hasil akurasi lebih maksimal. Program dibuat dengan bahasa pemrograman *python* pada *tools* google colab yang disediakan google. Visualisasi hasil yang ditampilkan pada penelitian ini berupa *word cloud* dengan hasil kata paling dominan muncul pada sentimen positif yaitu kampus, merdeka, mbkm, dan program, sedangkan pada sentimen negatif yaitu kampus, uang, saku, dan konversi. Berdasarkan hasil penelitian, pengklasifikasian yang dapat dilakukan oleh sistem mendapatkan hasil klasifikasi sentimen positif sebanyak 272 opini dan sentimen negatif sebanyak 229 opini dengan rata-rata akurasi 60%, *presisi* 64%, *recall* 58% dan *f1-score* 58%.

Kata Kunci: Kampus Merdeka, Text Mining, Sentimen, Naive Bayes, K-Fold Cross Validation

Abstract— The independent campus program or independent learning campus independence (MBKM) is a new policy launched in January 2019 by the ministry of education, culture, research, and technology of the republic of Indonesia. This policy is the government's strategy in improving the quality of students to respond to the needs of the times along with significant changes in technology, the world of work, social and culture. As a new breakthrough in the world of higher education, this program is very much discussed on social media. Currently, many people use social media Twitter to provide feedback or opinions on a government policy or trend that is developing. This independent campus program has reaped the pros and cons of the community, especially on Twitter social media since its inception. This study aims to analyze the sentiment of public opinion on the independent campus program on twitter to determine the level of accuracy in the method and the proportion of sentiment as an evaluation of the algorithm, performance and program of the independent campus itself. Data collection using the vicinitas.io website was carried out in real time with #kampus merdeka and #mbkm from tweets and retweets of twitter users during November 2021 to March 2022. Analysis of 501 tweet data was carried out by classifying text in negative and positive forms using the naive bayes classifier algorithm. . The implementation of the classification in the Naive Bayes algorithm is carried out in several stages, namely text preprocessing, TF-IDF calculations, classification calculations, and K-fold cross validation. K-fold is used for applications that are used to get maximum accuracy results. The program is made in the python programming language on the google colab tools provided by google. The visualization of the results displayed in this study is a word cloud with the most dominant word results appearing on positive sentiments, namely campus, merdeka, mbkm, and programs, while on negative sentiments, namely campus, money, pocket, and conversion. Based on the results of the research, the classification that can be done by the system gets 272 positive sentiment classification results and 229 negative sentiment opinions with an average accuracy of 60%, precision 64%, recall 58% and f1-score 58%.

Keywords: Independent Campus, Text Mining, Sentiment, Naive Bayes, Cross Validation K-Fold

1. PENDAHULUAN

Pesatnya perkembangan teknologi pada internet banyak mengubah proses komunikasi antar individu maupun kelompok dalam aspek kehidupan. Hadirnya internet membuat banyaknya *platform-platform digital* semakin berkembang termasuk sosial media. Sosial media merupakan media digital yang digunakan untuk mempresentasikan diri, berbagi informasi, berinteraksi, maupun bekerja sama dengan orang lain.[1] Pengguna internet di Indonesia pada bulan maret 2021 mencapai 76,8 persen yang berarti sebanyak 212,35 juta dari total populasi sebanyak 276,2 juta jiwa.[2] Selain itu, Indonesia merupakan urutan ke-15 di Asia pada tahun 2021 dengan penetrasi internet tertinggi.[2] Salah satu aplikasi media sosial yang populer di Indonesia yaitu twitter. Di

Indonesia, twitter tidak hanya digunakan sebagai media untuk mengungkapkan perasaan tetapi juga sebagai media dalam memberikan saran maupun kritik terhadap suatu objek, layanan atau kebijakan pemerintah.[3] Pengguna twitter juga memberikan opini mereka terhadap suatu kebijakan dan dijadikan *trending topic*. Pada penelitian ini, peneliti memanfaatkan data pada media social twitter untuk klasifikasi teks berbahasa Indonesia terhadap kebijakan publik di bidang pendidikan. Salah satu topik yang menjadi perbincangan akhir-akhir ini yaitu kebijakan program kampus merdeka.

Program kampus merdeka merupakan kebijakan baru Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset dan Teknologi Republik Indonesia (Kemendikbud Ristek RI) dengan tujuan menunjang persiapan kompetensi mahasiswa untuk menjawab kebutuhan zaman seiring perubahan dunia kerja, sosial, budaya, dan teknologi yang signifikan.[4] Kampus merdeka memiliki 3 program unggulan yaitu program kampus mengajar, program pertukaran mahasiswa merdeka, serta program magang dan studi independen bersertifikat. Sejak awal kemunculannya kebijakan kampus merdeka ini cukup menuai pro dan kontra, masyarakat menggunakan tagar #kampusmerdeka dan #merdekabelajar untuk menuliskan opini mereka ditwitter secara bebas. Dengan adanya platform media sosial yang mampu mewedahi ribuan opini publik, dapat dimanfaatkan untuk mencari sebuah informasi terkait program kampus merdeka dengan menganalisis opini-opini publik dengan analisis sentimen.

Analisis sentimen berguna untuk menentukan komentar atau opini memiliki kecenderungan sentimen negatif atau positif yang dapat dijadikan sebagai acuan dalam peningkatan suatu layanan, ataupun kualitas produk.[5] Pengumpulan data dilakukan menggunakan website Vicinitas.io untuk membantu melacak dan mendapatkan *tweet real-time* maupun *historis* dari twitter. Vicinitas.io merupakan sebuah website untuk membantu melacak dan menganalisis tweet secara real-time maupun historical dari kampanye dan merek media social di twitter. Vicinitas.io berguna untuk menarik data berdasarkan *hashtag/keyword tweets*, *user tweets* dan *user followers* dengan maksimal penarikan data 1.000.000 tweets untuk pengguna yang berlangganan dan memberikan free tools untuk penarikan data secara real-time maksimal 2000 tweets dengan jangka waktu tweet 7 hari. Data yang didapatkan dari website vicinitas.io berupa file excel atau (.xlsx). Pada analisis sentimen ini peneliti menggunakan algoritma *naïve bayes classifier* (NBC) untuk pengolahan text miningnya.

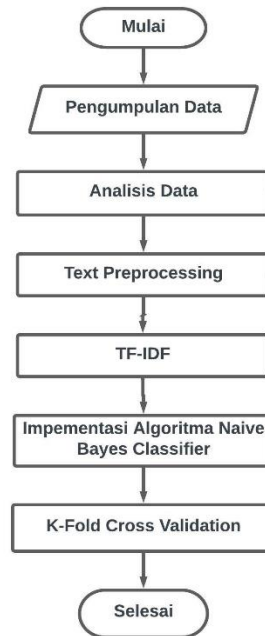
Penelitian terdahulu yang berkaitan dengan analisis sentimen diantaranya adalah penggunaan naïve bayes untuk menganalisis pendapat masyarakat terhadap vaksinasi covid-19 di Indonesia, penelitian tersebut menyatakan bahwa penggunaan algoritma *naïve bayes* sudah sangat baik dengan hasil akurasi 93%.[2] Penelitian lain dengan metode *naïve bayes* dan *support vector machine* digunakan untuk menganalisis sentimen pada program acara televisi mendapatkan akurasi sebesar 88,57%.[6] Pengujian dengan *k-fold cross validation* pada algoritma *naïve bayes* juga digunakan untuk evaluasi penilaian kinerja pada pemerintahan kota makassar, penelitian tersebut mendapatkan tingkat akurasi sebesar 91%.[3] Selain itu, algoritma *naïve bayes* juga pernah digunakan dalam menganalisis penilaian terhadap suatu film dengan hasil akurasi 90% [7].

Berdasarkan permasalahan diatas, peneliti menganalisis sentimen positif dan negatif dari opini publik terhadap program kampus merdeka dengan algoritma *naïve bayes classifier* untuk menghasilkan penelitian berupa tingkat akurasi dari metode serta persentase masing-masing sentimen yang nantinya dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas program kampus merdeka.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Tahap Penelitian

Metode ini menjelaskan bagaimana prosedur pengolahan data yang dikumpulkan penulis menjadi sebuah informasi pengklasifikasian. Gambar 1 merupakan flowchart dari penelitian.



Gambar 1. Flowchart Penelitian

A. Pengumpulan Data

Data opini yang digunakan berasal dari *tweet* dan komentar yang ada di media social Twitter. Pengambilan data *tweet* dilakukan melalui website Vicinitas.io secara realtime setiap minggu sekali dengan *query* atau kata kunci yang dibutuhkan. Data pada penelitian ini dikumpulkan dari unggahan *tweet* dan komentar pengguna twitter. Rentang waktu pencarian data dari tgl 1 November 2021 – 30 Maret 2022. Kriteria pengumpulan data terdapat pada kata kunci “kampus merdeka” atau “merdeka belajar kampus merdeka” dalam unggahan, teks berbahasa Indonesia, dan mengandung opini. Dalam tahap pengumpulan data, didapatkan data sejumlah 3890 data opini. Metode dalam pengumpulan data menghasilkan 16 atribut data, yang terdiri dari:

1. *tweet_id*
2. *text*
3. *name*
4. *screen_name*
5. *utc*
6. *created_at*
7. *favorites*
8. *retweets*
9. *language*
10. *client*
11. *tweet_type*
12. *Urls*
13. *Hashtags*
14. *Mentions*
15. *media_type*
16. *media_url*

B. Analisis Data

Setelah pengumpulan data, dilakukan analisa data karena didapati data yang sama atau duplikasi data. Tujuan analisis data untuk menghindari terjadinya duplikasi data dan menghapus data yang tidak sesuai dengan kriteria yang dibutuhkan. Tahap analisis data ini dilakukan oleh peneliti dengan mengidentifikasi dan melabeli data secara manual agar data yang didapatkan lebih akurat.

1. Identifikasi Data

Peneliti menentukan atribut *tweet_id* dan *text* sebagai parameter untuk mengidentifikasi duplikat dan data opini. Sehingga dari 3890 data hasil *scraping* pada website Vicinitas.io didapatkan jumlah data akhir yang layak digunakan dalam penelitian yaitu 501 data opini. Tahap pengumpulan data menghasilkan output yang disimpan

dalam dokumen berformat CSV (*Comma Separated Values*). Potongan data hasil identifikasi dapat dilihat pada table 1.

Tabel 1. Potongan Data Identifikasi

Tweet_Id	Text
godadamn.io	dan terjadi lagi, fulltime berkedok internn. Sampus bgt mending cabut
DarmajayaBest	Merdeka Belajar Kampus Merdeka (MBKM) dibuat Kemendikbudristek dan secara online agar semua mahasiswa di seluruh Indonesia mendapat kesempatan yg sama baik Magang Bersertifikat, Kampus Mengajar, Pertukaran Mahasiswa Merdeka dll #kampusmerdeka https://t.co/O7QmcIcvm5
mahadika_alam	RT @MagangStudi : Tolong Kami 🙏🙏 Masalah Uang Saku Mahasiswa Magang Kampus Merdeka Masih Belum Selesai! Ini sudah 4-5 bulan kerja bagi para mahasiswa, seharusnya sudah terima 4-5x pencairan uang saku tapi sampai sekarang baru 2x bahkan masih ada yg baru 1x #CairkanUangSakuMSIB #KampusMerdeka https://t.co/5AYwpZlv0f
nurlaailaaa	Manfaat dari program kampus merdeka salah satunya memperluas relasi dan menambah pengalaman #SilaturahmiMerdekaBelajar #KampusMerdeka https://t.co/hT6kMJQSw
hahazelnude	excited bgt magang kampus merdeka uda buka lagi

2. Pelabelan Data

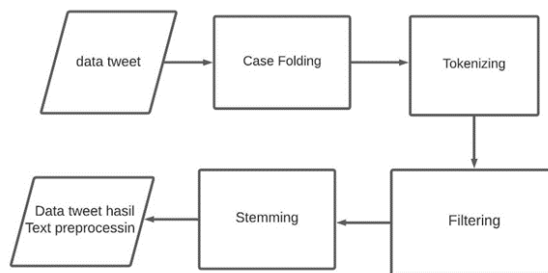
Pelabelan data dilakukan oleh peneliti secara manual pada data hasil indentifikasi dengan menyesuaikan data opini terhadap sentimen positif dan negatif. Sentimen positif dilabelkan pada data yang mengandung kalimat atau opini baik dan membangun, sedangkan sentimen negatif dilabelkan pada data yang mengandung kalimat atau opini buruk dan menjatuhkan. Atribut data yang selanjutnya akan dilakukan dalam penelitian ini hanya atribut text yang diubah menjadi *Tweet* dan atribut *Sentimen* dari hasil pelabelan peneliti Potongan hasil data opini yang telah dilakukan pelabelan dapat dilihat pada tabel 2.

Table 2. Potongan Data Pelabelan

Tweet	Sentimen
dan terjadi lagi, fulltime berkedok internn. Sampus bgt mending cabut	Negatif
Merdeka Belajar Kampus Merdeka (MBKM) dibuat Kemendikbudristek dan secara online agar semua mahasiswa di seluruh Indonesia mendapat kesempatan yg sama baik Magang Bersertifikat, Kampus Mengajar, Pertukaran Mahasiswa Merdeka dll #kampusmerdeka https://t.co/O7QmcIcvm5	Positif
RT @MagangStudi : Tolong Kami 🙏🙏 Masalah Uang Saku Mahasiswa Magang Kampus Merdeka Masih Belum Selesai! Ini sudah 4-5 bulan kerja bagi para mahasiswa, seharusnya sudah terima 4-5x pencairan uang saku tapi sampai sekarang baru 2x bahkan masih ada yg baru 1x #CairkanUangSakuMSIB #KampusMerdeka https://t.co/5AYwpZlv0f	Negatif
Manfaat dari program kampus merdeka salah satunya memperluas relasi dan menambah pengalaman #SilaturahmiMerdekaBelajar #KampusMerdeka https://t.co/hT6kMJQSw	Positif
excited bgt magang kampus merdeka uda buka lagi	Positif

C. Text Preprocessing

Sebelum pengklasifikasian pada data *tweet*, dilakukan tahapan *text preprocessing* untuk mendapatkan data teks terstruktur. Gambar 2 merupakan tahapan yang dilakukan pada *text preprocessing*.



Gambar 2. Tahapan *Preprocessing*

1. *Case folding* adalah tahapan untuk menyetarakan seluruh huruf menjadi huruf kecil (*lowercase*), sehingga mempermudah mesin untuk mengidentifikasi huruf yang sama dengan makna yang sama
2. *Tokenizing* adalah tahapan untuk memecah kalimat menjadi komponen kata terpisah. Tahap ini juga digunakan untuk menghapus nomor, tanda baca, *whitespace*, huruf tunggal pada kalimat dan karakter tweet special (tab, baris baru, *link*, *back slice*, *emoticon*, *mention*, *hashtag*, dan *url*).
3. *Filtering* adalah tahapan untuk menghapus kata yang sering muncul, tidak bermakna *deskriptif* dan tidak ada kaitannya dengan makna dari topik. Sehingga menghasilkan kata-kata yang penting saja.
4. *Stemming* adalah tahapan untuk menghapus awalan (*prefix*) dan akhiran (*suffix*) kata pada data opini yang bertujuan untuk mendapatkan kata dasar yang sesuai. [6]

D. TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Dense Frequency*)

Setelah tahap *preprocessing* selesai, maka dilakukan tahap menghitung bobot kata dengan pendekatan TF-IDF. TF-IDF merupakan perhitungan untuk mengukur seberapa penting kata (*term*) pada dokumen dan korpus.[8] Proses ini dilakukan untuk menilai term atau bobot kata dari sebuah dokumen terhadap seluruh dokumen pada korpus. TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) dihitung menggunakan rumus berikut:

$$TF-IDF = TF * IDF = TF * \log(n/df) \quad (1)$$

Dimana:

TF = Teks frekuensi

IDF = Teks frekuensi dalam dokumen

n = Jumlah dokumen

E. Implementasi *Naïve Bayes Classifier*

Tahap pengklasifikasian *naïve bayes* menggunakan jumlah kemunculan kata pada dataset dari setiap kelas. Ciri utama *naïve bayes* adalah mengansumsikan fitur bersifat independen antara satu dengan lainnya.[9] data yang akan diklasifikasikan dengan algoritma *naïve bayes* yaitu data hasil *preprocessing* yang sudah diberi label sesuai dengan sentimen data opini. Pelabelan ini dilakukan secara manual untuk memaksimalkan keakuratan sentimen. Data dalam bentuk teks akan muncul dua hasil teks yang mengandung *positif* dan *negativ*. Berikut ini adalah langkah-langkah perhitungan algoritma *naïve bayes classifier*:

1. menghitung probabilitas kelas data trining.
2. memprediksi label untuk mendapatkan nilai akurasi model yang dibuat pada proses training dengan data set pada proses testing. Proses klasifikasi dilakukan dengan proses pelatihan (training) dan tahap klasifikasi. Pada tahap training data dilakukan proses analisis pada dokumen untuk memilih kata yang kemungkinan muncul dalam dokumen *sample* menjadi representasi dokumen untuk selanjutnya dilakukan penentuan probabilitas setiap sentimen berdasarkan dokumen *sample*. [10]

F. *K-Fold Cross Validation*

Tahap ini dilakukan untuk mengetahui performa algoritma dengan percobaan klasifikasi sebanyak 5 kali dengan parameter yang sama sehingga mendapatkan hasil akurasi yang maksimal. Tahapan percobaan yang dilakukan dalam pengujian *k-fold cross validation* yaitu:

1. Membuat partisi pertama menjadi data testing dan partisi lainnya menjadi data training.
2. Membuat partisi kedua data testing dan partisi lainnya menjadi data training.
3. Membuat partisi ketiga menjadi data testing dan partisi lainnya menjadi data training dan seterusnya. [11]

Dari tahapan percobaan diatas selanjutnya dilakukan catatan nilai atau evaluasi performa dari algoritma naive bayes classifier menggunakan *confussion matrix*. Tahapan ditentukan dengan nilai rata-rata di setiap percobaan untuk menentukan suatu percobaan yang dapat menjadi acuan pada penggunaan model algoritma yang dipilih.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengolahan Data

Dibantu *tools Google Colab* yang disediakan oleh *google* dengan bahasa pemrograman *python* dalam melakukan pengolahan data opini, Pengolahan data opini dikerjakan dalam 3 workspace (lembar kerja) yang terdiri dari:

1. *preprocessing.py*, lembar kerja ini mengerjakan tahapan *text preprocessing*.
2. *tf-idf & k-fold.py*, dalam lembar kerja ini adalah tahapan setelah dilakukannya *text preprocessing* yaitu tahap pembobotan kata (TF-IDF) dan tahap evaluasi dari algoritma yang dipakai .
3. *algoritma.py*, dalam lembar kerja ini terdapat tahapan utama dilakukannya penelitian ini yaitu pengklasifikasian data opini.

Penelitian ini menghasilkan pengklasifikasian 501 data opini pengguna media social twitter yang didapat secara *real-time* dari *website vicinitas.io*. Tahap pengumpulan data menghasilkan dokumen *Data_opini.csv* yang berisi dua *field* data yaitu *Tweet* dan *Sentimen*. Gambar 3 merupakan tampilan import dataset yang siap dilakukan *preprocessing*.

	Tweet	Sentimen
0	Pertukaran Mahasiswa Merdeka Udh masuk bln ket...	negatif
1	Universitas adalah arena dimana ide dibicaraka...	positif
2	Merdeka Belajar Kampus Merdeka (MBKM) dibuat K...	positif
3	Mata kuliah kita mesti berubah. Project base l...	positif
4	Jangan salah lho berlaku juga untuk kegiatan s...	positif
...
496	kkn mbkm anjir bgt lahh nguras otak	negatif
497	Sobat mbkm semakin liarr	positif
498	Taun dpn udh ditanya mau double degree apa mbkm	positif
499	Ikut mbkm di prodi lain ternyata ada praktekny...	negatif
500	senang sekali ada program ini	positif

501 rows × 2 columns

Gambar 3. Data Opini

Berdasarkan 4 (empat) Tahapan *preprocessing* yang telah dilakukan pada 501 data opini, akan menghasilkan data yang lebih terstruktur dengan masing-masing fungsi tahapan. Berikut hasil tahapan *preprocessing*.

1. *Case Folding*

Tahapan ini menghasilkan data opini dengan huruf yang telah disamaratakan menjadi huruf kecil. Gambar 4 merupakan hasil tahapan *case folding*.

	Tweet	Sentimen
0	pertukaran mahasiswa merdeka udh masuk bln ket...	negatif
1	universitas adalah arena dimana ide dibicarakan...	positif
2	merdeka belajar kampus merdeka mbkm dibuat kem...	positif
3	mata kuliah kita mesti berubah project base le...	positif
4	jangan salah lho berlaku juga untuk kegiatan s...	positif
...
496	kkn mbkm anjir bgt lahh nguras otak	negatif
497	sobat mbkm semakin liarr	positif
498	taun dpn udh ditanya mau double degree apa mbkm	positif
499	ikut mbkm di prodi lain ternyata ada praktekny...	negatif
500	senang sekali ada program ini	positif

501 rows x 2 columns

Gambar 4. Hasil Case Folding

2. Tokenizing

Pada proses ini menghasilkan data per kalimat menjadi data dengan bentuk perkata dan data yang sudah bersih dari berbagai karakter imbuhan. Gambar 5 menunjukkan hasil tahapan *tokenizing*.

```

0      [pertukaran, mahasiswa, merdeka, udh, masuk, b...
1      [universitas, adalah, arena, dimana, ide, dibi...
2      [merdeka, belajar, kampus, merdeka, mbkm, dibu...
3      [mata, kuliah, kita, mesti, berubah, project, ...
4      [jangan, salah, lho, berlaku, juga, untuk, keg...
...
496    [kkn, mbkm, anjir, bgt, lahh, nguras, otak]
497    [sobat, mbkm, semakin, liarr]
498    [taun, dpn, udh, ditanya, mau, double, degree,...
499    [ikut, mbkm, di, prodi, lain, ternyata, ada, p...
500    [senang, sekali, ada, program, ini]
Name: tweet_tokens, Length: 501, dtype: object
    
```

Gambar 5. Hasil Tokenizing

3. Filtering

Dari tahap *filtering* ini menghasilkan data teks yang sudah sesuai dengan kamus besar bahasa Indonesia. Gambar 6 menunjukkan hasil tahapan *filtering*.

```

[nltk_data] Downloading package stopwords to /root/nltk_data...
[nltk_data] Package stopwords is already up-to-date!
0      [pertukaran, mahasiswa, merdeka, masuk, bln, k...
1      [universitas, arena, dimana, ide, dibicarakan,...
2      [merdeka, belajar, kampus, merdeka, mbkm, keme...
3      [mata, kuliah, mesti, berubah, project, base, ...
4      [salah, lho, berlaku, kegiatan, sehari-hari]
...
496    [kkn, mbkm, anjir, lahh, nguras, otak]
497    [sobat, mbkm, liarr]
498    [taun, dpn, double, degree, mbkm]
499    [mbkm, prodi, prakteknya, smt, membawaku, suli...
500    [senang, program]
Name: tweet_tokens_WSW, Length: 501, dtype: object
    
```

Gambar 6. Hasil Filtering

4. Stemming

Tahapan ini menghasilkan kata yang ada pada data diubah menjadi kata dasar tanpa imbuhan. Gambar 7 merupakan hasil dari tahap *stemming*.

```

pertukaran : tukar
mahasiswa : mahasiswa
merdeka : merdeka
masuk : masuk
bln : bln
ketiga : tiga
duit : duit
bulanan : bulan
program : program
gk : gk
sebulan : bulan
intinya : inti
stres : stres
banget : banget
progam : progam
dihari : hari
sabtu : sabtu
haha : haha
hihi : hihi
nunggu : nunggu
blm : blm
atm : atm
universitas : universitas
    
```

Gambar 7. Hasil *Stemming*

Tahap *preprocessing* ini mendapatkan data baru yang selanjutnya dilakukan perhitungan bobot kata atau TF-IDF. Gambar 8 menunjukkan hasil perhitungan *rank* dari *term* pada 501 data opini. Hasil perhitungan *rank* mendapatkan nilai *rank* atau bobot kata tertinggi sebesar 22.197327 pada kata mbkm.

	term	rank
0	mbkm	22.197327
2	merdeka	21.521023
1	kampus	20.334484
4	magang	15.946657
3	program	15.636021
5	mahasiswa	10.249153
6	ajar	8.385422
7	banget	8.277726
11	ambil	7.724576
14	sks	7.117354
13	matkul	6.825158
15	semester	6.664934
20	kuliah	6.563848
12	konversi	6.547242
9	udah	6.502189
30	ken	6.291388

Gambar 8. TF-IDF

3.2 Pemodelan Naïve Bayes

Tahap pengklasifikasian *naïve bayes* menggunakan jumlah kemunculan kata pada dataset dari setiap kelas.[12] Data yang diklasifikasikan dengan algoritma *naïve bayes* yaitu data hasil *preprocessing* yang sudah diberi label sesuai dengan sentimen data opini. Hasil pengklasifikasian akan mendapatkan *probabilitas* sebagai berikut :

1. *Precision* atau perbandingan antara banyaknya data yang diprediksi positif dengan *true positive* (TP).
2. *Recall* atau perbandingan antara banyaknya data yang sebenarnya positif dengan *true positif* (TP).
3. *F1-score* atau perbandingan rata-rata antara *recall* dan *precision*.
4. Akurasi atau tingkat keakuratan model pada suatu data.
5. *Confusion Matriks* atau pengukuran performa untuk model learning dari klasifikasi *naïve bayes*. [10]

Pemodelan *naïve bayes classifier* dilakukan dengan membagi 501 data opini menjadi 70% data *training* dan 30% data *testing*. Pembagian data *training* dan *testing* dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Pembagian Data

Data Training (70%)	Data Testing (30%)
350	151

Berdasarkan tabel 3 menunjukkan bahwa pembagian data didapatkan 350 data *training* dan 151 data *testing*. Selanjutnya dilakukan pengklasifikasian pada data *testing* dengan algoritma *naïve bayes* untuk mengetahui *probabilitas* sentimen. Hasil pengklasifikasian dapat dilihat pada gambar 9.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.00	0.00	0.00	65
1	0.57	1.00	0.73	86
accuracy			0.57	151
macro avg	0.28	0.50	0.36	151
weighted avg	0.32	0.57	0.41	151

Gambar 9. Hasil Klasifikasi

Hasil pengklasifikasian yang didapatkan pada pemodelan *naïve bayes classifier* ini adalah 65 data dengan sentimen negatif dan 86 data dengan sentimen positif. Dengan nilai akurasi 57%, penelitian ini mendapatkan *precision* sebesar 0.00 pada data sentimen negatif dan 0.57 pada sentimen positif, *recall* sebesar 0.00 pada sentimen negatif dan 1.00 pada sentimen positif, dan *f1-score* sebesar 0.00 pada data sentimen negatif dan 0.73 pada sentimen positif.

3.3 K-Fold Cross Validation

Tahap ini dilakukan untuk mengevaluasi kinerja dari algoritma *naïve bayes classifier*. [1] K-fold cross validation dijalankan dengan membagi 5 bentuk bagi atau k=5 dengan perbandingan data testing dan training 20-80 pada 501 data opini untuk mendapatkan hasil akurasi yang maksimal. Sehingga diperoleh 501 data dengan 101 dan 100 data testing dengan perbandingan data training 400 di masing-masing pengujian. Pengujian dilakukan dengan data yang dipartisi sebanyak 5 kali (k=5) dengan letak data tes yang berbeda di setiap iterasinya. Pembagian data testing dan gambaran iterasi k-fold dapat dilihat pada tabel 4 berikut:

Tabel 4. Iterasi pembagian data k-fold

Iteration	Total Samples			
Iteration 1/5	101			
Iteration 2/5		100		

Iteration 3/5			100	
Iteration 4/5				100
Iteration 5/5				100

Untuk pengujian *fold* ke-1 jumlah data tes yang dipakai adalah 101 data, sedangkan untuk pengujian *fold* ke-2 sampai ke-5 jumlah data tes yang dipakai adalah 100 data disetiap pengujiannya. Gambar 10-14 merupakan hasil dari *K-Fold Cross Validation*.

```

                precision    recall  f1-score   support

   negatif      0.62      0.45      0.53        33
   positif      0.77      0.87      0.81        68

 accuracy              0.73        101
 macro avg      0.70      0.66      0.67        101
 weighted avg    0.72      0.73      0.72        101

confusion matrix:
[[15 18]
 [ 9 59]]
=====
    
```

Gambar 10. Hasil pengujian *fold* ke-1

Pada gambar 10 Menunjukkan hasil *K-fold cross validation* mendapatkan 33 data dengan sentimen negatif dan 68 data sentimen positif. Pengujian pertama mendapatkan *precision* sebesar 0.62 pada data sentimen negatif dan 0.77 pada sentimen positif, *recall* sebesar 0.45 pada sentimen negatif dan 0.87 pada sentimen positif, dan *f1-score* sebesar 0.53 pada data sentimen negatif dan 0.81 pada sentimen positif. Akurasi yang didapatkan pada klasifikasi ini yaitu 0.73 atau 73% dan *confusion matriks* dengan *true negatif* 15 data, *true positif* 59 data, *false negatif* 9 data, dan *false positif* 18 data.

```

                precision    recall  f1-score   support

   negatif      0.74      0.27      0.39        52
   positif      0.53      0.90      0.67        48

 accuracy              0.57        100
 macro avg      0.63      0.58      0.53        100
 weighted avg    0.64      0.57      0.53        100

confusion matrix:
[[14 38]
 [ 5 43]]
=====
    
```

Gambar 11. Hasil pengujian *fold* ke-2

Pada gambar 11 menunjukkan hasil *k-fold cross validation* kedua setelah didapatkan 52 data dengan sentimen negatif dan 48 data sentimen positif. Pengujian kedua mendapatkan *precision* sebesar 0.74 pada data sentimen negatif dan 0.53 pada sentimen positif, *recall* sebesar 0.27 pada sentimen negatif dan 0.90 pada sentimen positif, dan *f1-score* sebesar 0.39 pada data sentimen negatif dan 0.67 pada sentimen positif. Akurasi yang didapatkan pada klasifikasi ini yaitu 0.57 atau 57% dan *confusion matriks* yaitu *true negatif* 14 data, *true positif* 43 data, *false negatif* 5 data, dan *false positif* 38 data.

```

                precision    recall  f1-score   support

   negatif      0.92      0.17      0.29        64
   positif      0.40      0.97      0.56        36

 accuracy              0.46        100
 macro avg      0.66      0.57      0.43        100
 weighted avg    0.73      0.46      0.39        100

confusion matrix:
[[11 53]
 [ 1 35]]
=====
    
```

Gambar 12. Hasil pengujian *fold* ke-3

Pada gambar 12 menunjukkan hasil *K-fold cross validation* ketiga mendapatkan *precision* sebesar 0.92 pada data sentimen negatif dan 0.40 pada sentimen positif, *recall* sebesar 0.17 pada sentimen negatif dan 0.97 pada sentimen positif, dan *f1-score* sebesar 0.29 pada data sentimen negatif dan 0.56 pada sentimen positif. Akurasi yang didapatkan pada klasifikasi ini yaitu 0.46 atau 46% dan *confusion matriks* yaitu *true negatif* 11 data, *true positif* 35 data, *false negatif* 1 data, dan *false positif* 53 data.

```

                precision    recall  f1-score   support

   negatif      0.65      0.45      0.53      38
   positif      0.72      0.85      0.78      62

 accuracy              0.70      100
 macro avg      0.69      0.65      0.66      100
 weighted avg    0.69      0.70      0.69      100

 confusion matrix:
 [[17 21]
 [ 9 53]]
=====
    
```

Gambar 13. Hasil pengujian *fold* ke-4

Pada gambar 13 menunjukkan hasil *K-fold cross validation* keempat didapatkan 38 data dengan negatif dan 62 data sentimen positif. Pengujian keempat mendapatkan *precision* sebesar 0.65 pada data sentimen negatif dan 0.72 pada sentimen positif, *recall* sebesar 0.45 pada sentimen negatif dan 0.85 pada sentimen positif, dan *f1-score* sebesar 0.53 pada data sentimen negatif dan 0.78 pada sentimen positif. Akurasi yang didapatkan pada klasifikasi ini yaitu 0.70 atau 70% dan *confusion matriks* yaitu *true negatif* 17 data, *true positif* 53 data, *false negatif* 9 data, dan *false positif* 21 data.

```

                precision    recall  f1-score   support

   negatif      0.44      0.37      0.40      41
   positif      0.61      0.68      0.64      59

 accuracy              0.55      100
 macro avg      0.52      0.52      0.52      100
 weighted avg    0.54      0.55      0.54      100

 confusion matrix:
 [[15 26]
 [19 40]]
=====
    
```

Gambar 14. Hasil pengujian *fold* ke-5

Pada gambar 14 menunjukkan hasil *K-fold cross validation* kelima didapatkan 41 data dengan sentimen negatif dan 59 data sentimen positif. Pengujian kelima mendapatkan *precision* sebesar 0.44 pada data sentimen negatif dan 0.61 pada sentimen positif, *recall* sebesar 0.37 pada sentimen negatif dan 0.68 pada sentimen positif, dan *f1-score* sebesar 0.40 pada data sentimen negatif dan 0.64 pada sentimen positif. Akurasi yang didapatkan pada klasifikasi ini yaitu 0.55 atau 55% dan *confusion matriks* yaitu *true negatif* 15 data, *true positif* 40 data, *false negatif* 19 data, dan *false positif* 26 data.

Dari kelima pengujian diatas, didapatkan rata-rata akurasi 60%, presisi 64%, recall 58%, dan *F1-score* 58%.

```

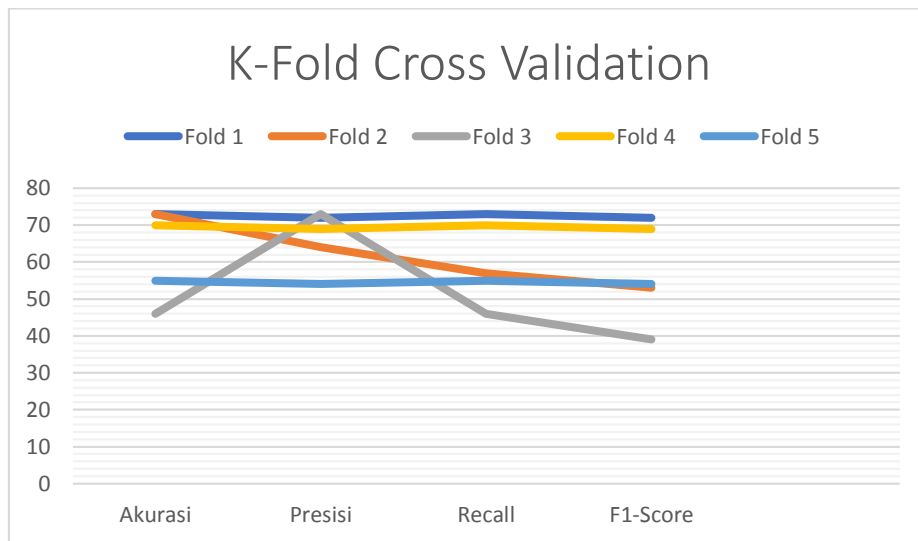
average akurasi: 0.6025346534653465
average Presisi: 0.6390633455132939
average recall: 0.5791587031918626
average f1-score: 0.5791587031918626
    
```

Gambar 15. Rata-Rata *K-Fold Cross Validation*

Untuk hasil pengujian keseluruhan fold dapat dilihat pada Tabel 5 dan Gambar 16 berikut :

Tabel 5. Hasil Pengujian K-Fold Cross Validation

Fold	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
I	73	72	73	72
II	57	64	57	53
III	46	73	46	39
IV	70	69	70	69
V	55	54	55	54
Rata-Rata	60	64	67	58



Gambar 16. Grafik hasil pengujian K-fold Cross Validation

Pada grafik diatas menjelaskan bahwa pada pengujian k-fold sebanyak 5 kali didapatkan hasil akurasi tertinggi yaitu 73% pada percobaan fold ke-1, presisi tertinggi yaitu 73% pada percobaan fold ke-3, recall tertinggi yaitu 73% pada percobaan fold ke-1, dan F1-Score tertinggi yaitu 72 pada percobaan fold ke-1.

3.4 Visualisasi Hasil

Pada penelitian ini *visualisasi* merupakan representasi dari suatu data yang menampilkan kelompok kata paling sering muncul dan kata penting dari data opini dalam sentimen positif dan negatif. [13] Tujuan visualisasi ialah menampilkan hasil setiap sentiment dalam bentuk *word cloud*. Besar kecil ukuran dalam *word cloud* berpengaruh dengan frekuensi kemunculan kata dalam data opini.



Gambar 17. Word Cloud Sentimen Positif

Pada gambar 17 Menunjukkan hasil *word cloud* dari data opini yang bersentimen positif. *word cloud* ini didominasi dengan kata kampus, merdeka, mbkm, mahasiswa dan program.



Gambar 18. *Word Cloud* Sentimen Negatif

Pada gambar 18 Menunjukkan hasil *word cloud* dari data opini yang bersentimen negatif. *word cloud* ini didominasi dengan kata kampus, merdeka, mbkm, uang, saku, cair dan konversi.

3. KESIMPULAN

Dari hasil analisis dan pengujian yang telah dilakukan dapat disimpulkan beberapa hal yaitu dalam proses analisis sentimen dilakukan dengan proses scraping data, text preprocessing, perhitungan TF-IDF, implementasi algoritma naïve bayes classifier dan validasi dengan k-fold. Proses scraping didapatkan data sejumlah 501 yang selanjutnya dilakukan text preprocessing menggunakan case folding, tokenizing, filtering, dan stemming. Hasil data preprocessing untuk pembobotan kata dengan tf-idf mendapatkan nilai *rank* atau bobot kata tertinggi sebesar 22.197327 pada kata mbkm. Pengklasifikasian 501 data opini *public* terhadap program kampus merdeka dengan naïve bayes classifier mendapatkan hasil klasifikasi sentimen positif sebanyak 272 opini dan sentimen negatif sebanyak 229 opini dengan akurasi sebesar 57%. Dari hasil akurasi tersebut menjelaskan bahwa tingkat akurasi yang dicoba dengan pemodelan naïve bayes cukup kurang. Sedangkan evaluasi terhadap pemodelan klasifikasi yang diimplementasikan pada *k-fold cross validation* dengan membagi dataset menjadi 5-fold mendapatkan rata rata akurasi 60%, *presisi* 64%, *recall* 58%, dan *f1-score* 58% yang berarti hasil evaluasi dengan k-fold mendapatkan jumlah akurasi lebih tinggi. Visualisasi hasil yang ditampilkan pada penelitian ini berupa word cloud dengan hasil kata paling dominan muncul pada sentimen positif yaitu kampus, merdeka, mbkm, dan program, sedangkan pada sentimen negatif yaitu kampus, uang, saku, dan konversi. Klasifikasi menggunakan algoritma *naïve bayes classifier* yang digunakan pada penelitian ini mendapatkan hasil kurang memuaskan dikarenakan jumlah data yang sedikit, namun evaluasi pemodelan menggunakan k-fold cross validation pada penelitian ini cukup efektif digunakan untuk mendapatkan hasil akurasi lebih maksimal.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis banyak mengucapkan terima kasih kepada Universitas stikubak semarang, dosen pembimbing, serta seluruh pihak yang telah memberikan semangat dan selalu mendukung penulis untuk bisa menyelesaikan penelitian dan publikasi jurnal ini.

REFERENCES

- [1] D. G. Nugroho, Y. H. Chrisnanto, and A. Wahana, "Analisis Sentimen Pada Jasa Ojek Online ... (Nugroho dkk.)," pp. 156–161, 2015.
- [2] W. Yulita *et al.*, "Analisis Sentimen Terhadap Opini Masyarakat Tentang Vaksin Covid-19 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier," *Jdmsi*, vol. 2, no. 2, pp. 1–9, 2021.
- [3] R. Rosdiana, T. Eddy, S. Zawiyah, and N. Y. U. Muhammad, "Analisis Sentimen pada Twitter terhadap Pelayanan Pemerintah Kota Makassar," *Proceeding SNTEI*, no. June 2020, pp. 87–93, 2019.
- [4] D. F. Zhafira, B. Rahayudi, and I. Indriati, "Analisis Sentimen Kebijakan Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes dan Pembobotan TF-IDF Berdasarkan Komentar pada Youtube," *J. Sist. Informasi, Teknol. Informasi, dan Edukasi Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 55–63, 2021, doi: 10.25126/justsi.v2i1.24.
- [5] S. Suryono and E. Taufiq Luthfi, "Analisis sentimen pada Twitter dengan menggunakan metode Naïve Bayes Classifier," *Jnanaloka*, pp. 81–86, 2021, doi: 10.36802/jnanaloka.2020.v1-no2-81-86.
- [6] M. N. Ardhiansyah, R. Umar, and Sunardi, "Analisis Sentimen pada Twitter Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Semin. Nas. Teknol. Fak. Tek. Univ. Krisnadwipayana*, vol. 1, no. 1, pp. 739–742, 2019, [Online]. Available: <https://jurnal.teknikunkris.ac.id/index.php/semnastek2019/article/view/343/342>.
- [7] F. Ratnawati, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Opini Film Pada Twitter," *INOVTEK Polbeng -*

- Seri Inform.*, vol. 3, no. 1, p. 50, 2018, doi: 10.35314/isi.v3i1.335.
- [8] A. Sari, F. V., & Wibowo, "Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd. Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi," *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 2, pp. 681–686, 2019, [Online]. Available: <https://jurnal.umk.ac.id/index.php/simet/article/view/3487>.
- [9] "BELAJAR PADA JEJARING SOSIAL TWITTER MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES DENGAN SELEKSI FITUR INFORMATION GAIN SKRIPSI Oleh : MOHAMMAD ROBIH THUULUZ ZAMAN," 2020.
- [10] N. Ruhyana, "Analisis Sentimen Terhadap Penerapan Sistem Plat Nomor Ganjil / Genap Pada Twitter Dengan Metode Klasifikasi Naive Bayes," *J. IKRA-ITH Inform.*, vol. 3, no. 1, pp. 94–99, 2019.
- [11] F. Tempola, M. Muhammad, and A. Khairan, "Perbandingan Klasifikasi Antara KNN dan Naive Bayes pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Cross Validation," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 5, p. 577, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201855983.
- [12] Samsir, Ambiyar, U. Verawardina, F. Edi, and R. Watrianthos, "Analisis Sentimen Pembelajaran Daring Pada Twitter di Masa Pandemi COVID-19 Menggunakan Metode Naïve Bayes," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, pp. 157–163, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2604.
- [13] M. F. A. Bashri, "Analisis sentimen menggunakan latent dirichlet allocation dan visualisasi topic polarity wordcloud," *Semarang Univ. Diponegoro*, 2017.