

ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PROGRAM MERDEKA BELAJAR-KAMPUS MERDEKA (MBKM) PADA TWITTER MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES CLASSIFIER (NBC)

Rody Safri Irawansyah^[1], Lalu A. Syamsul Irfan A^[2], Giri Wahyu Wiriasto^[3]

^[1]Electrical Engineering, Mataram University (*Line 1 of Affiliation - optional*)

Jl. Majapahit 62, Mataram, Lombok NTB, INDONESIA (*line 2*)

Email: rodiasafri1999@gmail.com, irfan@unram.ac.id, giriwahyuwiriasto@unram.ac.id

Received May 9th, 2010; Revised August 3rd, 2010; Accepted August 16th, 2010

ABSTRAK

Merdeka Belajar Kampus Merdeka (MBKM) merupakan kebijakan dari Kemendikbud RI yang berperan penting dalam pembelajaran yang otonom dan fleksibel pada kegiatan belajar mahasiswa diluar program studi. Namun, MBKM memiliki pro dan kontra sehingga perlu dilakukan analisis dan evaluasi kebijakannya untuk meningkatkan kinerja melalui umpan balik dari masyarakat. Penelitian ini akan melakukan sentimen analisis pada kebijakan MBKM pada tweet pengguna Twitter pada tahun 2022 dengan kata kunci "MBKM", "kampus merdekar" dan "merdeka belajar". Naive Bayes Classifier (NBC) digunakan untuk menganalisa sentimen *multiclass* pada tweet Bahasa Indonesia ke dalam 3 (Tiga) kelas Sentimen. Pengumpulan dan persiapan dataset dimulai dengan seleksi fitur, menghilangkan duplikasi dan seleksi tweet, kemudian dilakukan pre-processing yaitu case folding, *tokenizing*, pembersihan karakter, normalisasi hingga stemming untuk digunakan dalam Labeling menggunakan Textblob yang diperlukan dalam pembuatan model Naive Bayes Classifier. Hasil penelitian ini menghasilkan model Naive Bayes yang telah dilatih dari data latih 300 tweet dengan nilai akurasi terbaik di 79,66% memiliki nilai Precision sebesar 79%, nilai Recall sebesar 80% dan nilai F1-Score sebesar 79%. dari pengujian terhadap 1175 data hasil didominasi oleh sentimen positif yaitu 53,44%, kemudian disusul oleh sentimen "netral" yaitu 34,47%, dan sentimen "negatif" yaitu 12,08%.

Kata kunci: MBKM, Naive Bayes Classifier, Analisis Sentimen, Twitter, Streamlit

ABSTRAK

Merdeka Belajar-Kampus Merdeka (MBKM) is a policy of the Indonesian Ministry of Education and Culture, which plays an important role in autonomous and flexible learning in student learning activities outside of study programs. However, MBKM has pros and cons, so it is necessary to analyze and evaluate its policies to improve performance through feedback from the community. This research will conduct a sentiment analysis on the MBKM policy on Twitter user tweets from 2022 with the keywords "MBKM", "merdekar campus" and "merdekalearning". The Naive Bayes Classifier (NBC) is used to analyze multiclass sentiment in Indonesian tweets into 3 (Three) Sentiment classes. Dataset collection and preparation begins with feature selection, eliminating duplication and tweet selection, then pre-processing is carried out, namely case folding, tokenizing, character cleaning, normalization to stemming for use in Labeling using Textblob which is required in making the Naive Bayes Classifier model. The results of this study resulted in the Naive Bayes model which had been trained from training data of 300 tweets with the best accuracy value of 79.66% having a Precision value of 79%, a Recall value of 80% and an F1-Score value of 79%. from the test of 1175 data the results were dominated by positive sentiment, namely 53.44%, followed by "neutral" sentiment, namely 34.47%, and "negative" sentiment, namely 12.08%.

Key words: MBKM, Naive Bayes Classifier, Sentiment Analysis, Twitter, Streamlit

1. PENDAHULUAN

Merdeka Belajar-Kampus Merdeka merupakan salah satu kebijakan yang dikeluarkan oleh kementerian Pendidikan dan Kebudayaan di awal tahun 2020, dimana dalam program merdeka belajar ini mengandung empat pokok kebijakan utama yaitu, system akreditasi otomatis, hak belajar 3 semester diluar prodi, pembukaan prodi baru, dan kemudahan mejadi PTN-BH. Adapun program merdeka belajar kampus merdeka akan mencapai keberhasilan dalam implementasinya jika perguruan tinggi mampu dan berani melakukan perubahan pola pikir terhadap kurikulum yang adaptif dan fleksibel.

Pencapaian program merdeka belajar kampus merdeka diiringi dengan pro dan kontra yang terjadi pada dunia akademik. Melalui Twitter, pengguna dapat menyampaikan pendapatnya secara bebas. Twitter juga menyediakan fitur trending topik untuk mengetahui berita terhangat yang sedang ramai diperbincangkan. Perkembangan yang sangat pesat pada Twitter ini sangat menarik untuk dianalisa tentang berbagai macam opini dan fenomena. Dengan jejaring sosial kita dapat mengetahui opini positif ataupun negatif dengan menggunakan Teknik

Cara kerja dari teknik ini merupakan upaya dalam memunculkan variasi dari kumpulan data yang tersedia dalam jumlah besar, untuk kemudian berusaha menemukan pola yang sesuai dengan apa yang diharapkan dari kumpulan data teks yang ada. Analisa sentimen menjadi proses yang sangat penting dalam memahami isi data dengan tujuan mengekstrak informasi atau menggali pengetahuan dari sumber data tekstual yang ada dalam jumlah besar secara otomatis.

Naive Bayes Classifier (NBC) merupakan salah satu pengklasifikasi statistik, dimana pengklasifikasi ini dapat memprediksi probabilitas keanggotaan kelas suatu data yang akan masuk ke dalam kelas tertentu, sesuai dengan perhitungan probabilitas.

Berdasarkan paparan latar belakang, penulis merasa perlu melakukan penelitian mengenai fenomena pengklasifikasian opini publik lebih khususnya yaitu klasifikasi opini berbahasa Indonesia pada twitter. Oleh karena itu, penulis mengajukan penelitian dengan judul "Analisis Sentimen Terhadap Program Merdeka Belajar-Kampus Merdeka (MBKM) Pada Twitter Menggunakan Algoritma *Naive Bayes Classifier* (NBC)". dengan harapan mampu mengenali dan mengklasifikasikan opini publik di twitter dengan tingkat akurasi yang tinggi.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen dikatakan sebagai *opinion mining* dapat digunakan dalam berbagai

kemungkinan domain/entitas dari produk dan jasa, peristiwa sosial dan politik serta kegiatan tertentu lainnya. *Opinion* atau pendapat adalah pusat dari semua aktifitas manusia karena merupakan pemberi pengaruh utama perilaku kita. *Opinion* dan konsep sejenisnya seperti sentimen, evaluasi, sikap, dan emosi adalah subjek studi tentang analisis sentiment (Liu & Yue, 2017).

2.2 Merdeka Belajar-Kampus Merdeka

Merdeka Belajar-Kampus Merdeka merupakan salah satu kebijakan baru yang dicetuskan oleh Menteri Pendidikan dan Kebudayaan, Nadiem Makariem. Salah satu program dari kebijakan Merdeka Belajar-Kampus Merdeka adalah Hak Belajar Tiga Semester di Luar Program Studi. Program tersebut merupakan amanah dari berbagai regulasi/landasan hukum pendidikan tinggi dalam rangka peningkatan mutu pembelajaran dan lulusan pendidikan tinggi.

Kebijakan Merdeka Belajar-Kampus Merdeka diharapkan dapat menjadi jawaban atas tuntutan tersebut. Kampus Merdeka merupakan wujud pembelajaran di perguruan tinggi yang otonom dan fleksibel sehingga tercipta kultur belajar yang inovatif, tidak mengekang, dan sesuai dengan kebutuhan mahasiswa.

2.3 Twitter API

Twitter API (*Application Programming Interface*) adalah fasilitas pada Twitter yang dapat digunakan oleh pengembang perangkat lunak untuk membangun suatu aplikasi yang terintegrasi dengan Twitter, fasilitas ini juga memungkinkan pengembang untuk mengambil data yang ada pada Twitter.

2.4 Streamlit

Streamlit merupakan library yang ada di bahasa pemrograman Python yang dapat dengan mudah untuk deploy machine learning maupun data science. Streamlit sangat cocok bagi mereka yang terjun di dunia data dan mereka ingin membuat sebuah project yang tergabung dalam sebuah tim.

2.5 Naive Bayes Classifier (NBC)

Naive Bayes merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman dimasa sebelumnya. *Naive Bayes* didasarkan pada asumsi penyederhanaan bahwa nilai atribut secara kondisional saling bebas jika diberikan nilai output. Dengan kata lain, diberikan nilai output, probabilitas mengamati secara bersama adalah produk dari probabilitas individu.

Berikut adalah contoh perhitungan klasifikasi kelas sentimen dengan menggunakan algoritma Naive Bayes.

Tabel 2.1. Data Sentimen

No	Data	Kelas
D1	Kuliah Online Bosan	Negatif
D2	Malas kuliah online	Negatif
D3	Lebih baik offline	Negatif
D4	Kuliah online banyak tugas	Negatif
D5	Kuliah online bagus mantap	Positif
D6	Belajar kuliah online mudah	Positif
D7	Kuliah online mudah paham	Positif
D8	Kuliah online susah paham banyak tugas	?

Kelas Negatif

$$P(\text{Kuliah}|\text{Negatif}) = (3+1)/(13+25) = 0,105$$

$$P(\text{Online}|\text{Negatif}) = (3+1)/(13+25) = 0,105$$

$$P(\text{Susah}|\text{Negatif}) = (0+1)/(13+25) = 0,026$$

$$P(\text{Paham}|\text{Negatif}) = (0+1)/(13+25) = 0,026$$

$$P(\text{Banyak}|\text{Negatif}) = (1+1)/(13+25) = 0,052$$

$$P(\text{Tugas}|\text{Negatif}) = (1+1)/(13+25) = 0,052$$

Kelas Positif

$$P(\text{Kuliah}|\text{Positif}) = (3+1)/(12+25) = 0,108$$

$$P(\text{Online}|\text{Positif}) = (3+1)/(12+25) = 0,108$$

$$P(\text{Susah}|\text{Positif}) = (0+1)/(12+25) = 0,027$$

$$P(\text{Paham}|\text{Positif}) = (1+1)/(12+25) = 0,054$$

$$P(\text{Banyak}|\text{Positif}) = (0+1)/(12+25) = 0,027$$

$$P(\text{Tugas}|\text{Positif}) = (0+1)/(12+25) = 0,027$$

Setelah diketahui nilai probabilitas di setiap kelas, maka dilakukan penentuan klasifikasi suatu tweet menggunakan persamaan 2.3. Didapatkan hasil sebagai berikut.

Kelas Negatif

$$P(V1|C) = 0,571 * 0,105 * 0,105 * 0,026 * 0,026 * 0,052 * 0,052$$

$$= 0,0000810$$

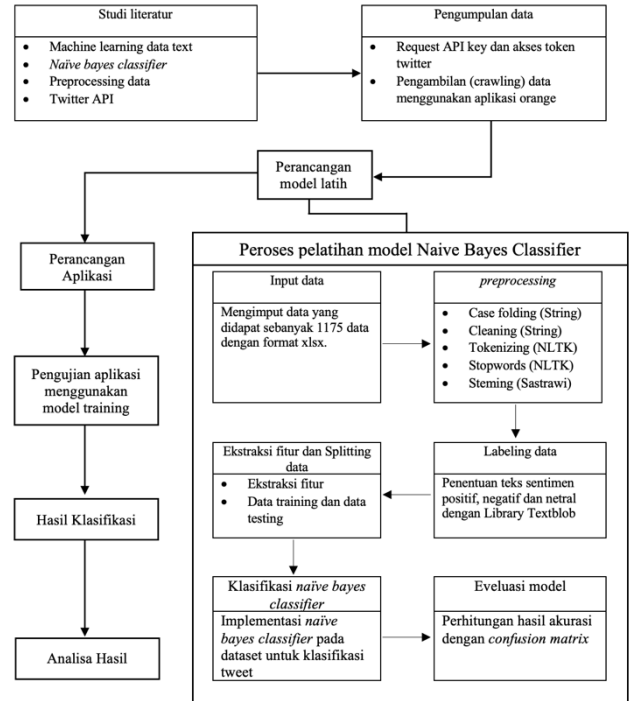
Kelas Positif

$$P(V2|C) = 0,428 * 0,108 * 0,108 * 0,027 * 0,054 * 0,027 * 0,027$$

$$= 0,0000000053$$

Dari perhitungan diatas, maka diperoleh hasil 0,0000810 untuk kelas negatif dan 0,0000000053 untuk kelas positif. Dikarenakan nilai probabilitas pada kelas negatif lebih besar dibandingkan dengan nilai probabilitas kelas positif maka data uji pada D8 termasuk kedalam kelas “ negatif”.

3. METODE PENELITIAN



Gambar 3.1 Prosedur Penelitian

3.1 Studi Literatur

Studi literatur dibutuhkan untuk Mencari dan mengumpulkan teori-teori terkait analisa sentimen, algoritma *naive bayes classifier*, *twitter developer*, bahasa pemrograman *python* dan regulasi- regulasi tentang merdeka belajar kampus merdeka dari berbagai sumber serta berbagai teori-teori yang terkait lainnya.

3.2 Pengumpulan Data (Crawling Data)

Proses *crawling* data yaitu dengan mengamati dan mengambil data twitter dengan memanfaatkan *Application Programming Interface (API)* yang telah disediakan oleh twitter yang menghasilkan kumpulan data *text* yang telah di unggaholeh pengguna twitter.

Jumlah data 1175 *tweet* kemudian akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 80%:20%. Jenis data dalam penelitian ini adalah data kuantitatif. Kemudian data akan disajikan dalam bentuk tabel.

3.3 Preprocessing

a. Proses *Case folding*

Pada penelitian ini seluruh huruf pada data diubah menjadi huruf kecil dengan cara mengubah data inputan menggunakan *method lower* dari *library string* dimana cara kerja *method* ini ialah jika karakter dalam *string* memiliki huruf besar atau kapital maka karakter itu akan diubah kedalam bentuk huruf kecil.

b. Proses Pembersihan Dokumen (*Cleaning*)

Pada penelitian ini pembersihan data meliputi pembersihan tanda baca, nomor, symbol dan ASCII dengan menggunakan *function sub* dari *library re*, yang bekerja dengan cara melakukan penggantian pada *string* target sesuai dengan *pattern* yang diberikan menjadi string atau atribut kosong.

c. Proses *Tokenizing*

Pada penelitian ini pembagian dilakukan setiap kali ditemukan karakter spasi pada sebuah kalimat dengan menggunakan *function word_tokenize* dari *library nltk*.

d. Proses *Stop Words*

Pada penelitian ini penghapusan dilakukan setiap kali ditemukan karakter seperti parameter dan kamus yang sudah diinputkan dengan menggunakan *function stopwords* dari *library nltk*.

e. Proses *Stemming*

Merupakan tahapan mengubah kata menjadi kata dasar dengan menghilangkan imbuhan (*affixes*) yaitu awalan (*prefixes*), sisipan (*infixes*), akhiran (*suffixes*) dan *confixes* (kombinasi dari awalan dan akhiran) pada kata turunan yang ada didokumen akan dicocokkan dengan KBBI dengan menggunakan *function StemmerFactory* bahasa indonesia pada *library Sastrawi* yang menggunakan algoritma Nazief dan Adriani.

3.4 Labeling Data

Dalam penelitian ini dilakukan labeling data menggunakan *library Textblob* dengan menentukan kelas positif, netral dan negatif didasari oleh nilai polaritas. Nilai polaritas pada analisis sentimen berada pada rentang 1 sampai -1 yang menunjukkan kelas sentimen data. Teks tweet dengan nilai polaritas mengarah ke nilai 1 menunjukkan sentimen kelas positif, nilai polaritas mengarah ke nilai -1 menunjukkan kelas sentimen negatif dan nilai polaritas berkisar pada nilai 0 masuk kedalam kelas netral.

3.5 Splitting Data

a. Data training

Data training adalah bagian dataset yang kita latih untuk membuat prediksi atau menjalankan fungsi dari sebuah algoritma lainnya sesuai tujuannya masing-masing. Kita memberikan petunjuk melalui algoritma agar mesin yang kita latih bisa mencari korelasinya sendiri.

b. Data testing

Setelah model selesai dilatih, model akan diberikan data yang belum pernah dilihat sebelumnya untuk menguji seberapa baik performa model dalam mengklasifikasikan sentimen baru.

3.6 Implementasi *Naive Bayes Classifier*

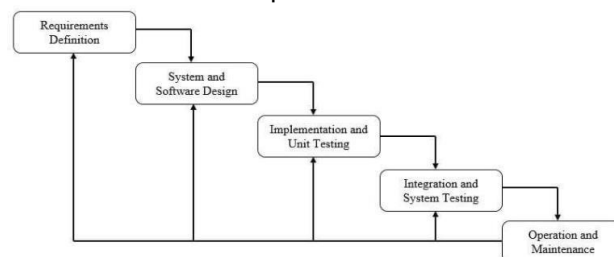
Oleh algoritma *Naive Bayes Classifier* (NBC), data training digunakan untuk membentuk tabel probabilitas, dan data testing digunakan untuk menguji tabel probabilitas yang telah terbentuk atau dapat diasumsikan bahwa data training adalah data yang digunakan sebagai acuan untuk membangun model klasifikasi, sedangkan data testing adalah data yang digunakan untuk menguji performa dari model klasifikasi tersebut. Dari data tersebut dihitung probabilitas kata, dilakukan untuk bertujuan mendapatkan term dengan nilai yang lebih penting dan dianggap relevan untuk dijadikan kata kunci.

3.7 evaluasi klasifikasi

Setelah proses klasifikasi yang dilakukan di atas maka tahap selanjutnya yaitu tahap evaluasi klasifikasi. Di mana pada tahap ini akan dilakukan pengujian menggunakan *confusion matrix* dengan matrik ukuran 3x3. Berikut merupakan tabel *confusion matrix* dengan matrik 3x3 yang digunakan pada tahap evaluasi klasifikasi.

3.8 metode perancangan aplikasi

Pada metode perancangan aplikasi dilakukan menggunakan metode waterfall. Metode ini dilakukan dengan pendekatan yang sistematis, mulai dari tahap kebutuhan sistem lalu menuju ke tahap analisis, desain, coding, testing/verification, dan maintenance. Langkah demi langkah yang dilalui harus diselesaikan satu per satu (tidak dapat meloncat ke tahap berikutnya) dan berjalan secara berurutan, oleh karena itu di sebut waterfall (Air Terjun) (Sommerville, 2011). Proses-proses tersebut diilustrasikan pada Gambar 3.2



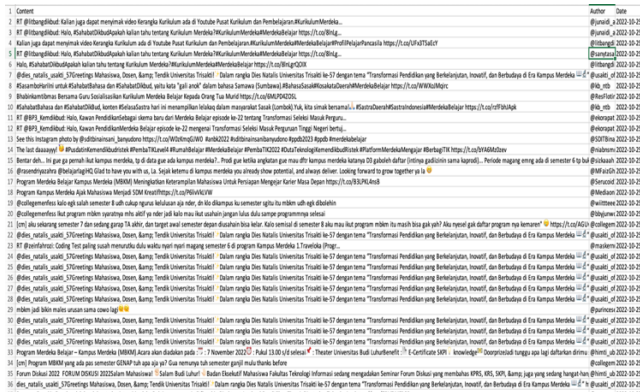
Gambar 3. 1 Model Waterfall. (Sommerville, 2011)

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Crawling data

Setelah mendapat akses token dari Twitter API selanjutnya proses crawling data dengan menggunakan software Orange, jumlah data yang di crawling 1499 data, dengan menggunakan tagar dan kata kunci: #kampusmerdeka, merdeka belajar, MBKM.

Setelah menjalankan proses, kemudian data akan disimpan dalam format excel dengan nama file data_MBKM.xlsx.



Gambar 4. 1 Hasil pengumpulan data

Dapat dilihat dari Gambar 4.1 data yang terkumpul ada sebanyak 1499 tweet, dengan jumlah tersebut diharapkan mampu mewakili hasil opini masyarakat secara umum, data yang tersimpan terdiri dari tweet tentang MBKM, penulis tweet dan tanggal posting tweet.

Untuk menghindari data spam yang berulang dan menjamin independensi data dimana masyarakat atau pengguna twitter cenderung memiliki persepsi yang sama terhadap satu topik karena itu data tweet yang diambil akan diseleksi hanya dari masing masing pengguna yang berbeda, sehingga satu pengguna hanya akan diambil 1 tweet sembel datanya. Dari hasil seleksi ini didapatkan dari 1499 data tweet terseleksi menjadi 1173 data tweet.

4.2 Preprocessing Data

Preprocessing dilakukan menggunakan bantuan library pada bahasa pemrograman Python. Praprocessing data dilakukan dengan tahap *Case Folding*, *Tokenizing*, *Filtering*, *Stemming* sehingga menghasilkan data bersih dan siap untuk lanjut pada proses berikutnya. Berikut Library yang perlu diinstal dalam tahap *preprocessing*.

4.2.1 Case Folding

Pada tahapan ini, setiap huruf yang ada pada kata-kata diubah menjadi huruf kecil seluruhnya sehingga menjadi seragam dan ketika ada kata-kata yang sama tidak dianggap berbeda dikarenakan terdapat huruf kapital atau kecil.

Tabel 4.1 Hasil Tahap Case Folding

Sebelum Case Folding	Setelah Case Folding
Program Merdeka Belajar Kampus Merdeka (MBKM) Meningkatkan Keterampilan Mahasiswa Untuk Persiapan Mengejar Masa Depan https://t.co/B3LPKL4nsB	program merdeka belajar kampus merdeka (mbkm) meningkatkan keterampilan mahasiswa untuk persiapan mengejar masa depan https://t.co/b3lplk4nsb

4.2.2 Cleaning

Cleaning seperti menghapus nomor atau angka, menghapus tag, link, baris baru dan whitespace. Dan dapat dilihat hasil dari tahapan Cleaning dapat dilihat pada Tabel 4.2

Tabel 4.2 Hasil Tahap Cleaning

Sebelum Cleaning	Setelah Cleaning
program merdeka belajar kampus merdeka (mbkm) meningkatkan keterampilan mahasiswa untuk persiapan mengejar masa depan https://t.co/b3lplk4nsb	program merdeka belajar kampus merdeka (mbkm) meningkatkan keterampilan mahasiswa untuk persiapan mengejar karier masa depan

Data diolah (2022).

4.2.3 Tokenizing

Proses tokenizing atau tokenisasi ini menggunakan *function word_tokenize* dan dapat dilihat hasil dari proses *tokenization* pada Tabel 4.3

Tabel 4.3 Hasil Tahap Tokenizing

program	merdeka	belajar	kampus	merdeka	mbkm
meningkatkan	keterampilan	mahasiswa	untuk	persiapan	mengajar
karier	masa	depan			

Data diolah (2022).

4.2.4 Penghapusan stopwords

Proses *stopword* ini menggunakan *function stopwords* dengan parameter Bahasa Indonesia. Selain list *stopword* Indonesia yang disediakan oleh library *nlTK*, ditambahkan list kata yang tidak dibutuhkan dalam analisis sentimen dengan cara menambahkan secara langsung kata pada *list_stopword.extends* agar dapat dihapus oleh sistem. hasil penghapusan *stopwords* dapat dilihat pada Tabel 4.4

Tabel 4.4 Tahap penghapusan stopwords

Sebelum Penghapusan Stopwords	Setelah Penghapusan Stopwords
program merdeka belajar kampus merdeka meningkatkan keterampilan mahasiswa untuk	program merdeka belajar kampus merdeka (mbkm) meningkatkan keterampilan mahasiswa persiapan mengejar karier masa depan

persiapan mengejar karier masa depan	
--------------------------------------	--

Data diolah (2022)

4.2.5 Steming

Steming atau tokenisasi ini menggunakan fungsi `stemmerFactory()` dengan parameter Bahasa Indonesia dan hasil penghapusan *stopwords* dapat dilihat pada Gambar 4.2

```
pendidikannya : didik
sejatinya : sejati
agenda : agenda
hegemoni : hegemoni
kebe : kebe
kebudayaan : budaya
koordinator : koordinator
bidang : bidang
pembangunan : bangun
manusia : manusia
muhadjir : muhadjir
effendy : effendy
pertahanan : tahan
```

Gambar 4.2 Hasil Tahap Steming

4.3 Labeling data

Tabel 4.5 Hasil Pelabelan Data Dengan TextBlob

Positif	Netral	Negatif	Jumlah
641	396	138	1175
55%	34%	11%	100%

Didapatkan hasil akhir dari pelabelan dengan menggunakan library `textblob` sebanyak 1175 data tweet adalah 641 tweet yang masuk dalam kelas positif, 396 tweet kelas netral dan 138 tweet kelas negatif.

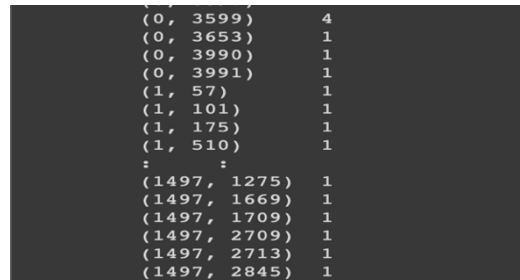
Selanjutnya data dapat disimpan kedalam format `xlsx` dapat dilihat pada Gambar 4.3

A	B	C	D
1	Content	Author	Label
2	[{"id": "14973599", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Rizki123456", "label": "Positive"}]	@Rizki123456	Positive
3	[{"id": "14973600", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Netral"}]	@CahayaMentari	Netral
4	[{"id": "14973601", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Netral"}]	@Elang123	Netral
5	[{"id": "14973602", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
6	[{"id": "14973603", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Positive"}]	@Elang123	Positive
7	[{"id": "14973604", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
8	[{"id": "14973605", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
9	[{"id": "14973606", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Rizki123456", "label": "Positive"}]	@Rizki123456	Positive
10	[{"id": "14973607", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Netral"}]	@Elang123	Netral
11	[{"id": "14973608", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
12	[{"id": "14973609", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
13	[{"id": "14973610", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Netral"}]	@Elang123	Netral
14	[{"id": "14973611", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
15	[{"id": "14973612", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
16	[{"id": "14973613", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Positive"}]	@Elang123	Positive
17	[{"id": "14973614", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
18	[{"id": "14973615", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
19	[{"id": "14973616", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Positive"}]	@Elang123	Positive
20	[{"id": "14973617", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
21	[{"id": "14973618", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
22	[{"id": "14973619", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Positive"}]	@Elang123	Positive
23	[{"id": "14973620", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
24	[{"id": "14973621", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
25	[{"id": "14973622", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Positive"}]	@Elang123	Positive
26	[{"id": "14973623", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
27	[{"id": "14973624", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
28	[{"id": "14973625", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Positive"}]	@Elang123	Positive
29	[{"id": "14973626", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
30	[{"id": "14973627", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
31	[{"id": "14973628", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Positive"}]	@Elang123	Positive
32	[{"id": "14973629", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
33	[{"id": "14973630", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
34	[{"id": "14973631", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Positive"}]	@Elang123	Positive
35	[{"id": "14973632", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
36	[{"id": "14973633", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
37	[{"id": "14973634", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Positive"}]	@Elang123	Positive
38	[{"id": "14973635", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
39	[{"id": "14973636", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
40	[{"id": "14973637", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Positive"}]	@Elang123	Positive
41	[{"id": "14973638", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
42	[{"id": "14973639", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
43	[{"id": "14973640", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Positive"}]	@Elang123	Positive
44	[{"id": "14973641", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
45	[{"id": "14973642", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
46	[{"id": "14973643", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Positive"}]	@Elang123	Positive
47	[{"id": "14973644", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive
48	[{"id": "14973645", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@CahayaMentari", "label": "Positive"}]	@CahayaMentari	Positive
49	[{"id": "14973646", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Elang123", "label": "Positive"}]	@Elang123	Positive
50	[{"id": "14973647", "text": "Siapa yang bilang Indonesia itu negara yang maju? Lihat saja kondisi jalan di sini. #Indonesia", "author": "@Mahendraty", "label": "Positive"}]	@Mahendraty	Positive

Gambar 4.3 Hasil Pelabelan dengan TextBlob

4.4 Ekstraksi Fitur

tahap awal yang dilakukan adalah mengubah dataset penelitian ke dalam representasi vector. Python memiliki Library yang bernama Scikit Learn yang dapat digunakan dalam Machine Learning. Pada library ini terdapat algoritma `CountVectorizer` yang dapat mengubah fitur teks menjadi sebuah representasi vector.



Gambar 4.4 Data Word Vector

4.5 Implementasi naive bayes classifier

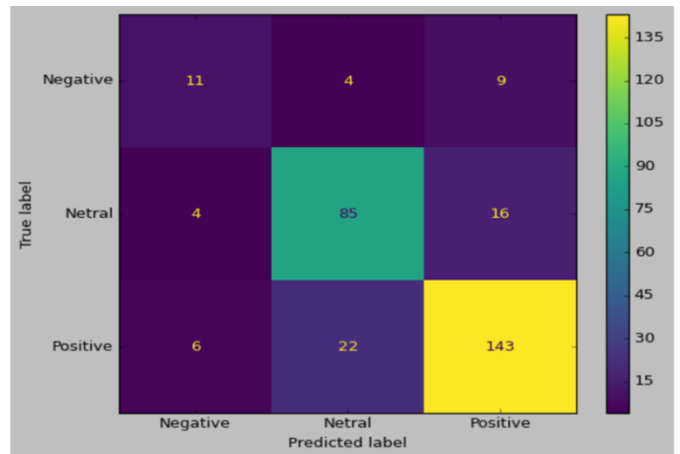
Proses ini dilakukan dengan menggunakan bantuan library pada bahasa pemrograman Python3 yang bernama `scikit-learn` untuk proses klasifikasi. Pada proses klasifikasi digunakan data uji sebanyak 20% dari data keseluruhan.

Didapatkan hasil dari `x_train`, `x_test`, `y_train` dan `y_test` seperti pada Gambar 4.5.

```
data Latih x : (1199, 4158)
data Uji x : (300, 4158)
data Latih y : (1199,)
data Uji y : (300,)
```

Gambar 4.5 Hasil Pembagian Data

4.6 Confusion matrix



Gambar 4.6 Visualisasi Confusion Matrix

Gambar 4.6 memperlihatkan Confusion Matrix berupa matrixs dengan ukuran 3x3 yang mewakili setiap kelas klasifikasi positif, netral dan negatif. Dari confusion matrix dapat dijelaskan bahwa model

mengklasifikasikan secara benar sebesar 143 data sebagai positif, 85 data sebagai netral dan 11 sebagai data negatif. Selain itu model salah dalam memprediksi 6 data ke dalam kelas negatif yang seharusnya positif, 4 data kedalam kelas negatif yang seharusnya netral, 9 data ke dalam kelas positif yang seharusnya negatif, 16 data kedalam kelas positif yang seharusnya netral 22 data kedalam kelas netral yang seharusnya positif, 4 data netral yang seharusnya negatif

Perhitungan akurasi manual dari perhitungan matrix diatas adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{True positif} + \text{True Negatif} + \text{True Netral}}{\text{Total data yang diuji}} \times 100\% \\
 &= \frac{143 + 11 + 85}{300} \times 100\% \\
 &= 79,66\%
 \end{aligned}$$

Akurasi menggambarkan seberapa besar tingkat akurat model yang telah dibuat dapat mengklasifikasi data dengan benar. Akurasi didapatkan dari perhitungan rasio prediksi benar dengan keseluruhan data. Dengan mengetahui besarnya nilai akurasi pada kinerja keseluruhan sistem dapat dinyatakan tingkat kemampuan sistem dalam mencari ketepatan antara informasi yang diinginkan pengguna dengan jawaban yang diberikan sistem. Tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan sebuah informasi dalam penelitian ini sebesar 79,66 %.

Tabel 4.6 Nilai Presisi, Recall, Dan F1-Score Evaluasi Model

Jenis Klasifikasi	Presisi	Recal	F-1 Score
Negatif	52%	46%	49%
Netral	77%	81%	79%
Positif	85%	84%	84%
Rata-rata	71%	70%	71%

Hasil dari evaluasi model dapat dilihat bahwa nilai presisi dan recall disetiap kelas dapat dikatakan memiliki tingkat kemampuan yang tinggi dalam mencari ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna. Nilai presisi untuk kelas positif sebesar 85%, untuk kelas netral sebesar 77%, untuk kelas negatif sebesar 52%. Angka ini dapat diartikan bahwa proporsi label yang diprediksi dengan benar dari total prediksi cukup tinggi untuk kelas netral dan negatif. Sedangkan tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi untuk

kelas positif sebesar 84%, untuk kelas netral sebesar 81% dan kelas negatif sebesar 46%. Hal ini berarti kinerja keberhasilan sistem dalam menemukan kembali informasi yang bernilai positif dalam dokumen tinggi dibandingkan dengan menemukan informasi kembali yang bernilai negatif dan netral. Didapatkan rata rata nilai precision sebesar 71%, nilai recall sebesar 68% dan nilai F1-Score sebesar 70%.

Pada Tabel 4.6 dapat dilihat bahwa model memiliki nilai *precision* terbesar pada kelas pribadi yaitu sebesar 85%, sedangkan nilai terkecil terdapat pada kelas negatif dengan nilai 52 % dan diperoleh rata-rata nilai *precision* sebesar 71%. Hal tersebut berarti dari seluruh data yang dianggap data positif oleh model, terdapat 85% data diprediksi dengan benar. Kelas negatif memiliki nilai terkecil dikarenakan memiliki jumlah data pelatihan yang paling sedikit dibandingkan kelas lainnya dan dapat ditingkatkan dengan menambah jumlah data latih untuk kelas negatif.

Nilai *recall* atau *true positive rate* terbesar terdapat pada kelas positif dengan nilai sebesar 84% dan terkecil pada kelas negatif dengan nilai sebesar 46%. Diperoleh nilai rata-rata *recall* atau tpr sebesar 70%, hal tersebut berarti dari seluruh data positif yang ada pada data uji, model berhasil memprediksi 70% dengan benar.

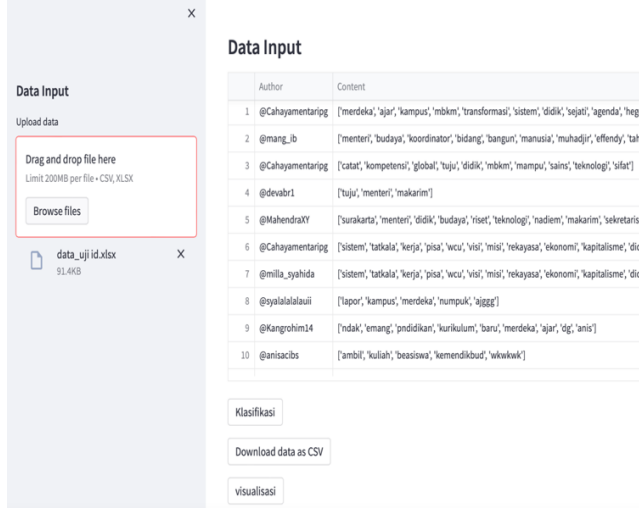
Terakhir untuk nilai *f1-score* yang dimana menunjukkan nilai rata-rata dari *precision* dan *recall*. Nilai ini diperlukan karena pada umumnya terjadi pertukaran nilai antara *precision* dan *recall* dimana ketika salah satu nilai meningkat maka nilai lainnya akan menurun. Nilai terbesar diperoleh pada kelas positif yaitu sebesar 84% dan nilai terkecil diperoleh pada kelas negatif yaitu sebesar 49% sehingga diperoleh rata-rata sebesar 71%.

Dari ketiga parameter uji di atas, dapat dilihat bahwa kelas positif memiliki nilai evaluasi paling baik pada setiap parameter. Hal ini dikarenakan kelas pribadi memiliki jumlah data latih yang paling banyak dibandingkan dengan kelas lainnya. Kemudian untuk kelas negatif sendiri merupakan kelas dengan perolehan nilai parameter uji paling kecil dari kelas lainnya. Perolehan nilai parameter uji yang kecil tersebut dikarenakan jumlah data latih paling sedikit dibandingkan dua kelas lainnya untuk kelas negatif.

4.7 Perancangan Aplikasi

Setelah melakukan evaluasi pada model dengan adata testing penulis merancang aplikasi berbasis web. Model yang telah disimpan dengan library pickle yang nantinya dapat digunakan dalam deploy model kedalam framework Streamlit. User interface

pada aplikasi yang dirancang pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4.7.

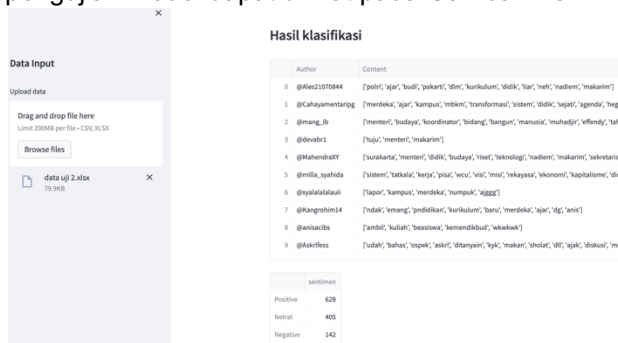


Gambar 4.7 User Interface Aplikasi

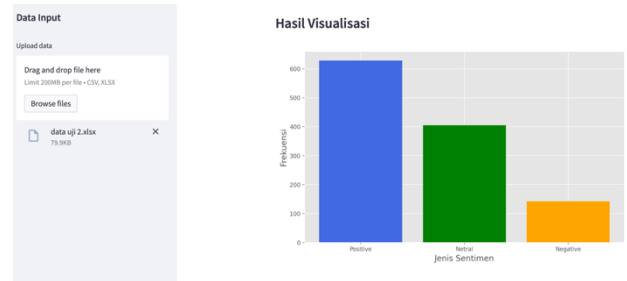
Pada Gambar 4.6 adalah user interface dari aplikasi yang dirancang. Dimana pada gambar tersebut memperlihatkan tampilan dari beberapa fitur seperti upload data input yang digunakan untuk memasukan data yang ingin diklasifikasikan, tombol klasifikasi yang digunakan untuk memulai klasifikasi data yang diinputkan, download data as csv untuk mengunduh hasil klasifikasi data teks, dan visualisasi untuk menampilkan hasil klasifikasi kedalam bentuk diagram batang.

4.8 Hasil Simulasi

Setelah model selesai melalui proses pelatihan, kemudian dilakukan pengujian pada model tersebut dengan memberikan data-data yang belum dikenal oleh model tersebut. Jumlah data pengujian yang digunakan adalah sebanyak 1499 data. Hasil pengujian model dapat dilihat pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8 Hasil Klasifikasi Data



Gambar 4.9 Hasil Visualisasi Data

Gambar 4.8.2 di atas memperlihatkan Analisis model terhadap 1175 data baru. Dari 1175 data yang digunakan, model berhasil mengklasifikasikan 628 sentimen Positif, 405 sentimen Netral, dan 142 sentimen Negatif. Dengan hasil tersebut diperoleh informasi bahwa masyarakat lebih banyak mendukung atau memiliki sentiment positif yang lebih besar terhadap program Merdeka Belajar-Kampus Merdeka.

Dapat dilihat juga bahwa nilai sentiment Netral juga cukup besar yaitu 405 sentimen dimana ini menunjukkan bahwa sebanyak 405 sentimen tidak mengarah setuju atau tidak setuju dengan program MBKM, ataupun sentiment yang tidak mengarah kepada topik Merdeka Belajar-Kampus Merdeka, sehingga di kategorikan Netral.

Dari data sentiment Negatif terdapat 142 data yang menunjukkan jumlah sentiment yang tidak setuju dengan program Merdeka Belajar-Kampus Merdeka lebih sedikit daripada dua kelas yang lainnya.

5 KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian algoritma *Naive Bayes Classifier* yang telah dilakukan ada beberapa hal yang dihasilkan, antara lain :

1. Berdasarkan hasil analisis dari pola-pola yang terdapat dalam data penelitian Dari 1499 data yang digunakan, model berhasil mengklasifikasikan 772 sentimen Positif, 573 sentimen Netral, dan 154 sentimen Negatif. Dengan hasil tersebut diperoleh informasi bahwa masyarakat lebih banyak mendukung atau memiliki sentiment positif yang lebih besar terhadap program Merdeka Belajar-Kampus Merdeka.
2. Pada penelitian ini, dari hasil analisis sentiment twitter terhadap program Merdeka Belajar-Kampus Merdeka, algoritma Naive Bayes Classifier menghasilkan nilai akurasi sebesar 79,66%, memiliki nilai Precision sebesar 79%, nilai Recall sebesar 80% dan nilai F1-Score sebesar 79%.

5.2 Saran

Dengan mempertimbangkan kekurangan dan potensi yang dapat dikembangkan dari sistem ini sebagai referensi yang dapat digunakan untuk penelitian selanjutnya antara lain:

1. Menambah jumlah data latih yang digunakan untuk melatih model sehingga dapat mengklasifikasikan tweet dengan lebih baik.
2. Labeling secara manual dapat dilakukan dengan validasi ahli Bahasa dan sastra
3. Pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode lain sehingga dapat diperoleh nilai akurasi, *precision*, *recall* dan *F1 score* yang lebih baik.
4. Sistem ini dapat dikembangkan kedalam perangkat lunak yang lebih lengkap sebagai alat atau media analisis sentiment secara otomatis dan cepat.

DAFTAR PUSTAKA

- Adhika, Novandya. 2017. Penerapan Algoritma Klasifikasi Data Mining C4. 5 Pada Dataset Cuaca Wilayah Bekasi: *Jurnal Konferensi Nasional Ilmu Sosial dan Teknologi*. <https://bsi.ac.id/>
- A. P. Wijaya dan D. Wardani. 2020. Analisa sentimen dan Klasifikasi Komentar Positif Pada Twitter dengan Naïve Bayes Classification: *BRITech, J. Ilm. Jurnal ilmiah Ilmu Komputer, Sains Dan Teknol. Terapan*. <https://garuda.kemdikbud.go.id/documents/detail/1665358>
- Buntoro, Asrofi Ghulam. 2015. Analisis Sentiment Calon Presiden Indonesia 2014 Dengan Lima Class Attribute: *Tesis Teknik Elektro, Universitas Gadjah Mada*. <http://etd.repository.ugm.ac.id/penelitian/detail/80122>
- Bustami, B. 2014. Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Mengklasifikasi Data Nasabah Asuransi: *Jurnal Teknik Informatika, Universitas Malikussaleh*. <http://journal.uad.ac.id/>
- Fathan Hidayatullah, A., Rifqi Ma, M., & Program Studi Manajemen Informatika STMIK Jenderal Achmad Yani Yogyakarta Jl Ringroad Barat, arif. 2016. Penerapan Text Mining dalam Klasifikasi Judul Skripsi. *Jurnal Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI) Agustus*, 1907–5022.
- Kulkarni, S. B., & Che, X. (2019). *Intelligent Software Tools for Recruiting*. *Journal of International Technology and Information Management*, 28, Article 1. <https://scholarworks.lib.csusb.edu/jitim/vol28/iss2/1>
- Liu, J., & Yue, Z. 2017. Attention modeling for targeted sentiment. *15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, EACL 2017 - Proceedings of Conference*, 2, 572–577. <https://doi.org/10.18653/v1/e17-2091>
- Rahmadani Devi. 2015. Persepsi Guru Terhadap Kopetensi Sisial Kepala Sekola Menengah Kejuruan (SMK) Negeri Kota Pariman: *Jurnal Jurusan Admistrasi Pendidikan FIP UNP*. <http://ejournal.unp.ac.id/>
- Ratnawati, F. 2018. Implementasi Algoritma Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Opini Film Pada Twitter. *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 3(1), 50. <https://doi.org/10.35314/isi.v3i1.335>
- Ronen, F. and James, S. 2016 *The Text Mining Handbook: Advanced Approaches to Analyzing Unstructured Data: Bar-Ilan University and ABS Ventures*. <https://www.researchgate.net>
- Rosandy, T. 2016. Perbandingan Metode Naive Bayes Classifier dengan Metode Decision Tree Untuk Menganalisa Kelancaran Pembiayaan. *Jurnal TIM Darmajaya*, 02(01), 52–62
- Ruhyana, Putri, Kemala, Yelly. 2019. Pengaruh Pemberdayaan Sumber Daya Manusia Terhadap Produktivitas Kerja di Dinas Tenaga Kerja Kota Bandung: *instutional repositories & scientific journals*. <http://repository.unpas.ac.id/43092/>
- Rustiana, D., dan Rahayu, N. 2017. Analisis Sentimen Pasar Otomotif Mobil: Tweet Twitter Menggunakan Naive Bayes. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 8(1), 113–120. <https://doi.org/10.24176/simet.v8i1.841>
- Samsir, Ambiyar, Verawardina, U., Edi, F., & Watrianthos, R. 2021. Analisis Sentimen Pembelajaran Daring Pada Twitter di Masa Pandemi COVID-19 Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5, 157–163. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i1.2604>
- Syakuro, A. 2017. Pada Media Sosial Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier (NBC) Dengan Seleksi Fitur Information Gain (IG) Halaman Judul Skripsi Oleh : Abdan Syakuro. Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap E-Commerce Pada Media Sosial Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier (NBC) Dengan Seleksi Fitur Information Gain (IG), 1–89.
- Zulfah, Z. 2018. Analisis Kesalahan Mahasiswa Prodi Teknik Informatika Kelas A Universitas Pahlawan Tuanku Tambusai Pada Mata Kuliah Kalkulus 1: *Jurnal Inovasi Teknik Informatika*. [http:// universitaspahlawan.ac.id](http://universitaspahlawan.ac.id)