

# Analisis Sentimen Terhadap Program Kampus Merdeka Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine Di Twitter

Reza Sapitri<sup>1</sup>, Loneli Costaner<sup>\*2</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer  
Universitas Lancang Kuning

\*e-mail: [rsyafitri2003@gmail.com](mailto:rsyafitri2003@gmail.com)<sup>1</sup>, [lonelicostaner@unilak.ac.id](mailto:lonelicostaner@unilak.ac.id)<sup>2</sup>

## Abstract

*Kampus Merdeka is one of the policies initiated by the Minister of Education and Culture in 2020. Since it was first launched, this program has received many pros and cons from the public, one of which is from the social media Twitter. The aim of this research is to determine positive, negative and neutral sentiment in the dataset regarding the Merdeka Campus and to determine the optimal accuracy of the comparison between the SVM and NBC methods for the Merdeka Campus on Twitter. The data used in this research amounted to 1000 data based on the most recent comments when the data was taken, via the APIFY website from Twitter post comments through a crawling process. Support Vector Machine is the best algorithm for analyzing sentiment towards the Independent Campus program on Twitter with the highest level of accuracy at a data comparison of 90:10, namely 87%, for precision, recall and f1-score values for negative sentiment, namely 93%, 95% , and 94%, neutral sentiment was 76%, 84%, and 80%, and positive sentiment was 90%, 82%, and 86%. Meanwhile, the Naïve Bayes algorithm obtained the highest level of accuracy in the 90:10 data comparison, namely 81% and obtained precision, recall and f1-score values for negative sentiment, namely 73%, 100% and 85%, neutral sentiment was 78%, 66%, and 71%, and positive sentiment 93%, 76%, and 84%. Based on the highest accuracy value, namely SVM with a data sharing proportion of 90:10, the sentiment results can be visualized, namely that the public's response to the independent campus program tends to be positive with a percentage of 36.5%, while for negative sentiment the percentage is 32.8%. , and neutral sentiment gets a percentage of 30.7%.*

**Keywords:** Sentiment Analysis, Merdeka Campus, Naïve Bayes, Support Vector Machine, Twitter

## Abstrak

*Kampus Merdeka merupakan salah satu kebijakan yang dicetus oleh menteri Pendidikan dan kebudayaan pada tahun 2020. Sejak awal diluncurkan program ini telah banyak mendapatkan pro maupun kontra dari masyarakat salah satunya dari media sosial twitter. Tujuan penelitian ini adalah Untuk mengetahui sentimen positif, negatif dan netral pada dataset mengenai kampus Merdeka dan untuk mengetahui akurasi yang optimal dari perbandingan antara metode SVM dan NBC kampus merdeka di twitter. Data yang digunakan pada penelitian ini berjumlah sebanyak 1000 data melalui website APIFY dari komentar postingan twitter melalui proses crawling. Support Vector Machine merupakan algoritma terbaik dalam menganalisis sentimen terhadap program kampus merdeka di twitter dengan tingkat akurasi yang paling tinggi pada perbandingan data 90:10 yaitu 87%, untuk nilai precision, recall, dan f1-score pada sentimen negatif yaitu 93%, 95%, dan 94%, sentimen netral adalah 76%, 84%, dan 80%, dan sentimen positif 90%, 82%, dan 86%. Sedangkan Algoritma Naïve Bayes mendapatkan tingkat akurasi yang paling tinggi pada perbandingan data 90:10 yaitu 81% dan mendapatkan nilai precision, recall, dan f1-score pada sentimen negatif yaitu 73%, 100%, dan 85%, sentimen netral adalah 78%, 66%, dan 71%, dan sentimen positif 93%, 76%, dan 84%. Berdasarkan nilai akurasi yang paling tinggi yaitu SVM dengan proporsi pembagian data 90:10 maka dapat di visualisasikan hasil sentimennya yaitu tanggapan masyarakat terhadap program kampus merdeka cenderung positif dengan mendapatkan persentase sebesar 36,5%, sedangkan pada sentimen negatif mendapatkan persentase sebesar 32,8%, dan pada sentimen netral mendapatkan persentase sebesar 30,7%.*

**Kata kunci:** Analisis Sentimen, Kampus Merdeka, Naïve Bayes, Support Vector Machine, Twitter

## 1. PENDAHULUAN

Transformasi digital telah mendorong perubahan fundamental pada berbagai sektor, tidak terkecuali pendidikan tinggi yang dituntut untuk terus berinovasi agar dapat

menghasilkan lulusan yang kompetitif di tingkat global ([Limbong & Asbari, 2024](#) ; [Gunawan et al. 2025](#)). Untuk merespons kebutuhan industri dan tantangan zaman, sistem pendidikan tinggi nasional perlu direformasi agar lebih adaptif dan fleksibel. Menjawab tantangan ini, Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi (Kemendikbudristek) memperkenalkan kebijakan Merdeka Belajar Kampus Merdeka (MBKM) melalui serangkaian peraturan menteri pada tahun 2020 (Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan, 2020). Kebijakan ini merupakan terobosan yang memberikan otonomi kepada perguruan tinggi dan hak kepada mahasiswa untuk menempuh pembelajaran di luar program studi. Program unggulan seperti Magang dan Studi Independen Bersertifikat (MSIB), Pertukaran Mahasiswa Merdeka, dan Kampus Mengajar dirancang sebagai jembatan antara dunia akademik dan professional ([Triana et al., 2024](#) : [Misnawati & Zuraini, 2023](#)). Meskipun demikian, implementasinya di lapangan menghadapi berbagai tantangan, mulai dari konversi SKS hingga kesiapan institusi ([Khotimah & Susanti, 2025](#)), yang pada akhirnya memengaruhi persepsi dan tingkat kepuasan mahasiswa secara langsung ([Rohman & Wibowo, 2020](#) ; [Yulia et al., 2022](#)).

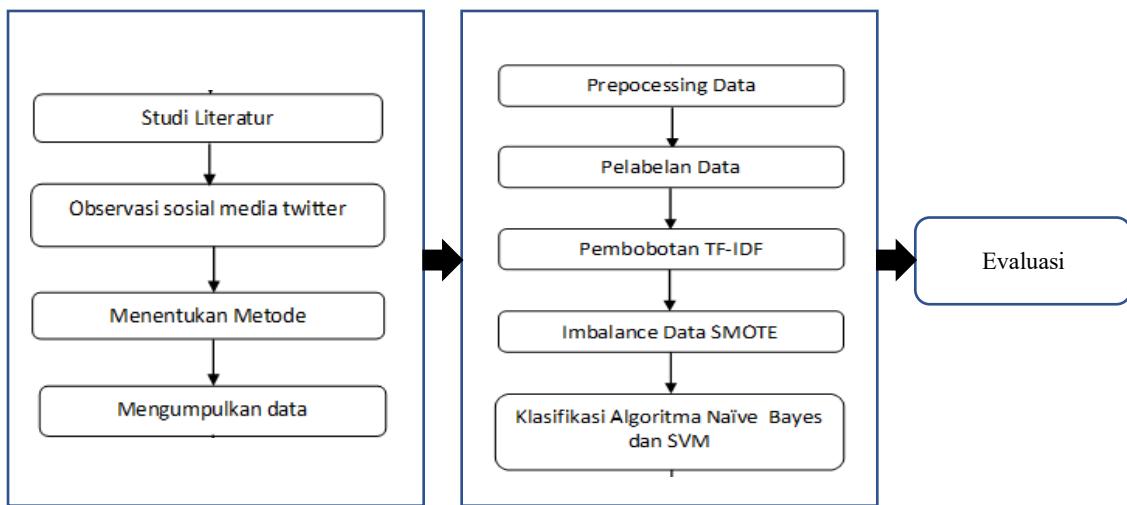
Sejak peluncurannya, kebijakan Kampus Merdeka sotak menjadi diskursus publik yang signifikan di ruang digital, khususnya media sosial Twitter. Platform ini menjadi kanal utama bagi mahasiswa, akademisi, dan masyarakat untuk menyalurkan sentimen mereka, dengan diskursus yang mencakup berbagai program spesifik, mulai dari program magang ([Pandunata et al., 2023](#)), studi independen ([Rahayu et al., 2022](#)), hingga kampus mengajar ([Kholila, 2021](#)). Polarisasi pandangan ini, seperti yang diungkapkan oleh [Amalia et al. \(2023\)](#), menandakan bahwa implementasi program ini dirasakan secara berbeda. Opini yang beragam ini merupakan data tekstual tidak terstruktur yang sangat kaya, namun memerlukan tahapan pra-pemrosesan teks (text preprocessing) yang cermat untuk membersihkan noise sebelum dapat dianalisis secara akurat ([Kholila, 2021](#)). Oleh karena itu, analisis sentimen menjadi pendekatan yang krusial untuk mengolah data mentah ini menjadi wawasan terstruktur mengenai evaluasi dan persepsi publik terhadap kebijakan Kampus Merdeka.

Penelitian untuk menggali sentimen dari data media sosial telah berkembang pesat. Analisis sentimen terbukti efektif untuk memetakan pandangan publik terhadap berbagai isu kebijakan, seperti program kuota internet ([Hermawan et al., 2023](#)) hingga isu strategis nasional seperti pemindahan Ibu Kota Negara ([Cahyana & Siregar, 2023](#)). Dalam domain klasifikasi teks, Naive Bayes Classifier (NBC) dan Support Vector Machine (SVM) adalah dua algoritma yang populer digunakan. NBC dikenal karena kesederhanaan dan efisiensi komputasinya, sementara SVM sering kali unggul dalam akurasi pada data kompleks setelah melalui tahap ekstraksi fitur yang tepat seperti Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) ([Sari et al., 2024](#)). Meskipun kedua metode ini sering menjadi andalan, perkembangan terkini dalam Natural Language Processing (NLP) juga telah memperkenalkan model deep learning seperti Long Short-Term Memory (LSTM) dan BERT yang menunjukkan performa canggih ([Fitri et al., 2020](#)). Namun, penelitian yang secara spesifik membandingkan efektivitas NBC dan SVM dalam konteks analisis sentimen program Kampus Merdeka masih perlu diperlakukan untuk memberikan benchmark yang jelas, tidak hanya dari segi akurasi, tetapi juga metrik evaluasi lain seperti presisi dan recall untuk menangani potensi data yang tidak seimbang ([Dwilestari & Afifah, 2025](#)).

Berdasarkan latar belakang diatas, potret kondisi, dan kajian literatur di atas, maka penelitian ini fokus bagaimana distribusi sentimen (positif, negatif, dan netral) masyarakat terhadap program Kampus Merdeka yang terekam di media sosial Twitter dan metode Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machine, manakah yang menawarkan tingkat akurasi klasifikasi tertinggi untuk data sentimen program Kampus Merdeka. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan opini publik secara kuantitatif dan membandingkan performa kedua metode tersebut, sehingga hasilnya dapat menjadi bukti empiris yang valid sebagai bahan evaluasi dan rekomendasi bagi para pemangku kepentingan.

## 2. METODE

Dalam melaksanakan penelitian ini, tahap-tahap yang dilakukan penulis adalah sebagai berikut :



Gambar 1. Tahapan Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang telag digambarkan pada gambar 1 dapat dijelaskan sebagai berikut:

a. Studi Literatur

Pada tahap ini penulis melakukan dengan cara mencari teori-teori dari Kumpulan jurnal-jurnal dan konsultasi dengan pakar. Pakar yang akan dikonsultasi adalah psikolog Bahasa

b. Observasi media sosial twitter

Peneliti melakukan observasi di sosial media twitter untuk melihat komentar-komentar yang negatif positif dan netral di twitter tersebut

c. Menentukan Metode

Metode yang digunakan yaitu metode Naïve bayes dan Support Vector Machine yang berguna untuk menentukan tingkat akurasi pada masing-masing metodenya

d. Mengumpulkan data

Data merupakan penunjang penelitian yang diperoleh melalui studi literatur dan observasi dengan pengamatan langsung. Studi literatur berisi uraian tentang teori, temuan dan Bahasa peneliti lainnya yang diperoleh dari jurnal nasional maupun jurnal internasional.

e. Preprocessing Data

Tahap berikutnya ini adalah Preprocessing Data. Pada tahapan ini data diolah menjadi informasi yang dapat digunakan pada langkah selanjutnya sesuai dengan format yang ada. Pertama dengan teknik data cleaning yaitu karakter selain huruf akan dihapus termasuk tanda baca dan angka, kedua Case Folding. Pada tahapan ini, semua huruf dalam dokumen diubah menjadi bentuk lower text agar teks dalam bentuk standar, ketiga tokenization yaitu dokumen akan dibagi dengan memotong kata yang dipisahkan oleh spasi sehingga menjadi bentuk tunggal, empat normalization yaitu dilakukan proses perbaikan kata-kata yang salah eja, berbahasa inggris, dan yang disingkat dengan bentuk tertentu, kelima Filtering yaitu akan dilakukan proses penghapusan kata-kata yang termasuk dalam kategori stopword atau kata-kata yang dianggap tidak memiliki peran untuk proses analisis sentiment, kelima stemming yaitu kata-kata pada dokumen akan diubah ke dalam bentuk dasarnya dengan menghilangkan kata imbuhan

f. Palebelan data

Analisis dengan melakukan pelebelan data Label diberikan pada setiap ulasan dan diproses menggunakan library Text Blob. Text Blob adalah sebuah library dalam python yang menyediakan antarmuka yang sederhana untuk melakukan analisis teks, termasuk tugas-tugas seperti deteksi bahasa, tokenisasi, analisis sentimen dan pemrosesan teks. Tujuan pelabelan

dataset adalah untuk membentuk representasi dari objek data yang dimiliki oleh ulasan dan membantu dalam menemukan sentimen data. Dalam pelabelan data, label kelas yang digunakan untuk mengatur kelompokkan data. Yaitu positif, negatif dan netral.

#### g. TF-IDF

Pada tahapan ini akan dilakukannya proses TF-IDF untuk melakukan pemberian bobot pada setiap kata kunci disetiap kategori untuk mencari kemiripan kata kunci dengan kategori yang tersedia. TF merupakan frekuensi munculnya kata pada setiap dokumen yang diberikan menunjukkan seberapa bagusnya dan pentingnya kata di dalam tiap dokumen tersebut. Sedangkan DF adalah frekuensi dokumen yang mengandung kata tersebut mempresentasikan seberapa umum kata tersebut. Dan IDF merupakan kebalikan dari DF.

#### h. Imbalance Data Smote

SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) yaitu sebuah metode yang digunakan untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas (class imbalance) dalam dataset. Ketidakseimbangan kelas tersebut terjadi ketika satu kelas memiliki jumlah sampel yang jauh lebih sedikit dibandingkan kelas lainnya, yang bisa menyebabkan model yang dilatih tidak mampu mengenali pola dari kelas minoritas dengan baik

#### i. Klasifikasi Algoritma

Pertama akan diklasifikasi dengan Algoritma Naive Bayes, dimana algoritma ini memperkirakan parameter yang terlibat dalam proses klasifikasi, yang dapat diekspresikan dengan cepat dan mencapai akurasi tinggi. Kedua dengan algoritma Support Vector Machine, algoritma ini merupakan salah satu algoritma untuk melakukan klasifikasi yang bertujuan untuk membuat batas antara dua kelas atau dikenal dengan Hyperplane

#### j. Evaluasi

Pada tahapan ini, kedua algoritma akan dievaluasi untuk mengetahui nilai accuracy, recall, presisi dan f1-score.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil analisis sentimen terhadap program Kampus Merdeka yang diperoleh melalui pemrosesan data menggunakan algoritma machine learning. Proses analisis dimulai dari pengumpulan data, praproses teks, ekstraksi fitur, pelatihan model, hingga evaluasi performa klasifikasi sentimen. Hasil yang ditampilkan mencakup distribusi sentimen (positif, negatif, dan netral), akurasi model yang digunakan, serta interpretasi dari tren sentimen yang muncul.

#### a. Dataset

Data primer yang digunakan pada penelitian ini adalah data komentar masyarakat mengenai program kampus merdeka pada sosial media twitter, melalui Web Site APIFY dengan kata kunci pencarian "kampus merdeka". Data yang diperoleh dari hasil scrapping tersebut berjumlah 1000 record data komentar berbahasa indonesia dan berformat csv yang dapat digambarkan pada Gambar dibawah ini;

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1	NO;Time;username;Komentar												
2	1;Sat Mar 16 04:36:04 +0000 2024;caffeinyye;demai Allah gue kesel bgt punya kelompok kampus merdeka tp pasif bgt gini semuanya :)												
3	2;Sat Mar   Tim Rajamandala ITB Raib Juara Umum dalam ISMC 2024 Selengkapnya: <a href="https://t.co/X7xtnxrqEi">https://t.co/X7xtnxrqEi</a> #ITBnews #PrestasiITB #Mult												
4	3;Sat Mar 16 02:43:48 +0000 2024;roseanneitgirl;ureyestelluv kerenn losos kampus merdeka												
5	4;Sat Mar   kalian nui diajakin k di wa jg cmn dibaca. Situ sopan gak si												
6	5;Fri Mar 15 22:17:08 +0000 2024;Potelot_mabur;@mzny @UGM_FESS I'll try kalau aku memenuhi kriterianya ya. Soalnya aku gk pernah p												
7	6;Fri Mar 15 18:38:31 +0000 2024;kyubinisme;Mari kita usahakan gelar sarjana komedi dan cohort 2 program kampus merdeka yg bergeng:												
8	7;Fri Mar 15 18:26:43 +0000 2024;nofanolyosua17;hi all aku open buat kalian yang lg upgrade career 1. Review and upgrade cv 2. Revit												
9	8;Fri Mar 15 14:31:41 +0000 2024;HariTriyatmo;HARI - HAdir untuk membeRI Studi Independen Batch 6 Kampus Merdeka . #kampusmerde												
10	9;Fri Mar   baju   da regulasi yang beda dengan anak mandiri bener bener ngebut semakin jadi adanya perbedaan.												
11	10;Fri Mar 15 13:28:31 +0000 2024;phantofopera00;@neohistoria_id 13. Program Kampus Merdeka (polemik bagi sebagian orang) 14. Kartu												
12	11;Fri Mar 15 13:16:18 +0000 2024;priarumit23;Belum lagi dgn gimmick uang saku yang bisa setara umr tapi suka aneh yg kepilihnya anak												
13	12;Fri Mar 15 13:07:09 +0000 2024;collegemenfess;kampus Merdeka worth it; Kampus Mengajar atau MSIB atau PMM nya? [Cm]												
14	13;Fri Mar   kalau kata gue dengan adanya predikat lebel intern as a kampus merdeka diilangin sih apalagi dengan sistem pemilihan selek												
15	14;Fri Mar   dong! #kampusmerdeka #wisatabandung #visatasejarah #exploresumedang #lelahbandung #unpa #bandungbanget #sun												
16	15;Fri Mar 15 11:34:54 +0000 2024;diantybeauthing;Indonesian Global Internship Program (IGIP) Kampus Merdeka is OFFICIALLY launch th												
17	16;Fri Mar   Karya Mahasiswa ITB untuk Bandung Ramah Anak Selengkapnya: <a href="https://t.co/laZMHqNha">https://t.co/laZMHqNha</a> #ITBnews #Penelitian #Multidisip												
18	17;Fri Mar   Prodi Langka Ini Jadi Favorit Calon Mahasiswa Baca selengkapnya di: <a href="https://t.co/pqEBdh616Y">https://t.co/pqEBdh616Y</a> #IPBUniversity #IPBNesian #Ka												
19	18;Fri Mar 15 07:42:26 +0000 2024;ipbofficial;#BeritaIPB Yuk Belajar Ilmu dan Seni Manajemen Holistik di IPB University! Baca selengkap												
20	19;Fri Mar   Kok Baca selengkapnya di: <a href="https://t.co/l2zmlyOXWpP">https://t.co/l2zmlyOXWpP</a> #IPBUniversity #IPBNesian #KampusTerbaik #KampusMerdeka												

Gambar 2. Dataset komentar masyarakat

Pada Gambar diatas menjelaskan hasil scrapping melalui website APIFY terlihat terdapat kolom yang di ambil dalam proses scrapping ini yaitu no, time, username, dan komentar. File dokumen hasil scrapping tersebut berformat csv dengan nama “data\_kampus\_merdeka.csv”

#### b. Data Preprocessing

Pada langkah ini memaparkan tahap data preprocessing sebelum data dapat digunakan pada proses analisis sentimen menggunakan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Berikut ini merupakan tahapan dari langkah data preprocessing yaitu:

Tahapan cleaning yaitu proses pembersihan data komentar dari komponen yang tidak diperlukan dalam proses analisis sentimen yaitu seperti simbol tanda baca, angka, emoticon, hashtag (#) dengan hasil sebagai berikut;

	Komentar	komentar_clean
0	demi Allah gue kesel bgt punya kelompok kampus...	demi Allah gue kesel bgt punya kelompok kampus...
1	Kalahkan Tiga Universitas Asal Australia, Tim ...	Kalahkan Tiga Universitas Asal Australia Tim R...
2	@ureystelluv keren lolos kampus merdeka	keren lolos kampus merdeka
3	Mentang <sup>2</sup> anak kampus merdeka, kalian numpang kel...	Mentang anak kampus merdeka kalian numpang kel...
4	@vmzyn @UGM_FESS I'll try kalau aku memenuhi k...	Il try kalau aku memenuhi kriterianya ya Soal...
5	Mari kita usahakan gelar sarjana komedi dan co...	Mari kita usahakan gelar sarjana komedi dan co...
6	hi all aku open ya buat kalian yang lg upgrade...	hi all aku open ya buat kalian yang lg upgrade...
7	HARI HADIR untuk memberi Studi Independen Bat...	HARI Hadir untuk memberi Studi Independen Batc...
8	Ntah karena perihal label intern as kampus me...	Ntah karena perihal label intern as kampus me...
9	@neohistoria_id 13. Program Kampus Merdeka (po...	Program Kampus Merdeka polemik bagi sebagian o...

Gambar 3. Hasil cleaning data

Pada gambar diatas terdapat perbedaan dari kedua kolom tersebut yaitu beberapa karakter tidak penting hilang setalah di cleaning seperti tanda baca, angka, *username account* (@*username*), *link url*, dan hal lainnya. Selanjutnya mengubah huruf capital dengan casefolding dengan hasil berikut ini.

	komentar_clean	komentar_casefolding
0	demi Allah gue kesel bgt punya kelompok kampus...	demi allah gue kesel bgt punya kelompok kampus...
1	Kalahkan Tiga Universitas Asal Australia Tim R...	kalahkan tiga universitas asal australia tim r...
2	keren lolos kampus merdeka	keren lolos kampus merdeka
3	Mentang anak kampus merdeka kalian numpang kel...	mentang anak kampus merdeka kalian numpang kel...
4	Il try kalau aku memenuhi kriterianya ya Soal...	Il try kalau aku memenuhi kriterianya ya soal...
5	Mari kita usahakan gelar sarjana komedi dan co...	mari kita usahakan gelar sarjana komedi dan co...
6	hi all aku open ya buat kalian yang lg upgrade...	hi all aku open ya buat kalian yang lg upgrade...
7	HARI HADIR untuk memberi Studi Independen Bat...	hari hadir untuk memberi studi independen batc...
8	Ntah karena perihal label intern as kampus me...	ntah karena perihal label intern as kampus me...
9	Program Kampus Merdeka polemik bagi sebagian o...	program kampus merdeka polemik bagi sebagian o...

Gambar 4. Hasil Case folding

Huruf kapital yang terdapat pada gambar diatas pada kolom komentar clean sekarang sudah menjadi huruf kecil pada semua data komentar terlihat pada kolom komentar case folding. Tokenizing dilakukan juga jika terdapat sebuah kalimat pada data komentar akan dipisah menjadi pecahan kata tunggal berikut hasil tokenizing.

	komentar_casefolding	komentar_tokenizing
0	demi allah gue kesel bgt punya kelompok kampus...	[demi, allah, gue, kesel, bgt, punya, kelompok...]
1	kalahkan tiga universitas asal australia tim r...	[kalahkan, tiga, universitas, asal, australia,...]
2	keren lolos kampus merdeka	[keren, lolos, kampus, merdeka]
3	mentang anak kampus merdeka kalian numpang kel...	[mentang, anak, kampus, merdeka, kalian, numpa...]
4	Il try kalau aku memenuhi kriterianya ya soal...	[Il, try, kalau, aku, memenuhi, kriterianya, y...
5	Mari kita usahakan gelar sarjana komedi dan co...	[Mari, kita, usahakan, gelar, sarjana, komedi,...]
6	hi all aku open ya buat kalian yang lg upgrade...	[hi, all, aku, open, ya, buat, kalian, yang, l...
7	HARI HADIR untuk memberi Studi Independen Bat...	[hari, hadir, untuk, memberi, studi, independe...]
8	Ntah karena perihal label intern as kampus me...	[ntah, karena, perihal, label, intern, as, kam...
9	Program kampus merdeka polemik bagi sebagian o...	[program, kampus, merdeka, polemik, bagi, seba...]

Gambar 5. Hasil Tokenizing

Word\_tokenize akan digunakan untuk memisahkan teks menjadi unit-unit yang lebih kecil yang disebut token atau kata tunggal. 9 data teratas hasil dari tahap tokenizing dapat dilihat pada gambar 4 diatas yang terdiri dari 2 kolom yaitu kolom "komentar\_casfolding" dan "komentar\_tokenizing". Terdapat perbedaan dari kedua kolom tersebut yaitu yang sebelumnya merupakan satu kalimat yang sempurna dan sekarang dipecah menjadi kata tunggal yang dipisah dengan tanda baca koma ",".

### c. Proses pelabelan data

Proses pelabelan data dapat dilihat pada Tabel 1 yang menjelaskan 10 data teratas hasil pelabelan data menggunakan textblob. Pada tabel tersebut dijelaskan apabila polarity dibawah 0 maka akan mendapat sentimen negatif, polarity 0 akan mendapatkan sentimen netral, dan polarity diatas 0 akan mendapatkan sentimen positif. Berikut tabel hasil pelabelan menggunakan textblob.

Tabel 1 Pelabelan data

No	Ready	Ready_english	Subjektivitas	Polaritas	Sentimen
1.	marah kelompok kampus merdeka pasif	<i>angry with the passive independent campus group</i>	0.5625	-0.25	negatif
2.	kalah universitas australia tim rajamandala institut teknologi bandung raih juara indonesia sports medicine centre lengkap	<i>loses to Australian University, Rajamandala Bandung Institute of Technology Team wins Indonesian Sports Medicine Center Complete Championship</i>	0.16	0	netral
3.	bagus lolos kampus merdeka	<i>good to pass the independent campus</i>	0.3625	0.35	positif
4.	mentang kampus merdeka numpang kelompok kelas jengkel diajakin kerja kelompok balas whatsaap baca situ sopan	<i>Regarding the Independent Campus, sharing a class group, annoyed at being asked to work in a group, reply to whatsapp read there politely</i>	0.4625	-0.2	negatif
5.	penuh kriteria web kampus merdeka kuliah	<i>Full of criteria for the Independent College Campus website</i>	0.3375	0.175	positif
6.	mari usaha gelar sarjana komedi kelompok program kampus merdeka gengsi	<i>Let's try to get a bachelor's degree in comedy from the prestigious independent campus program group</i>	0.125	0	netral
7.	buka upgrade karir tinjau upgrade tinjau upgrade linkedin wawancara latih damping sedia diskusi konsultasi obrol whatsaap	<i>open career upgrades review upgrades review upgrades linkedin interview train mentoring available for discussion consultation chat chat whatsaap</i>	0.45	0.2	positif
8.	hadir mandiri kelompok kampus merdeka	<i>attend independent independent campus groups</i>	0.125	0	netral
9.	perihal label intern kampus merdeka barang dagang kasih lanyard baju regulasi mandiri beda	<i>Regarding the independent campus internal label, the merchandise provided by the Independent Regulation clothing lanyards is different</i>	0.2125	0	netral
10.	program kampus merdeka polemik kartu prakerja vaksin covid gratis sayang tes covid bayar	<i>independent campus program polemic about free covid vaccine pre-employment cards, unfortunately paid covid tests</i>	0.641666667	-0.033333 333	Negatif
1000.	kampus merdeka asu	<i>ASU Independent Campus</i>	0.16	0.1	Negatif

### c. Pembobotan Kata TF-IDF

TF-IDF merupakan suatu metode yang akan digunakan untuk pembobotan dengan tujuan ekstrasi data yang artinya perkalian antara banyak komentar data pada suatu kata dengan tujuan menemukan jumlah kata yang diketahui. Pada Gambar dibawah menjelaskan hasil dari proses tahap pembobotan kata tf-idf yaitu dapat dilihat bentuk data pembobotannya yang memiliki 1000 data dan 2284 kata serta juga dapat terlihat nilai dari pembobotan dari setiap data dan kata.

```
Bentuk Data Hasil dari Tahap TF-IDF :
(1000, 2284)
Hasil dari Tahap TF-IDF :      :      :
(0, 1430) 0.6558855254481144 (996, 885) 0.32724953684113733
(0, 1188) 0.14801484761964173 (996, 984) 0.32724953684113733
(0, 807) 0.1435312893388235 (996, 16) 0.32724953684113733
(0, 850) 0.4465847544544262 (996, 1380) 0.18706145186374784
(0, 1133) 0.572596374823822 (996, 2109) 0.18706145186374784
(1, 1037) 0.1541290156248445 (996, 1230) 0.1715078745062826
(1, 283) 0.31271844570177115 (996, 362) 0.18604224016626691
(1, 1163) 0.31271844570177115 (996, 2153) 0.18706145186374784
(1, 1924) 0.31271844570177115 (996, 1651) 0.18604224016626691
(1, 657) 0.1373673502379933 (996, 161) 0.1831152238531396
(1, 775) 0.2783083797330478 (996, 689) 0.18407005936970872
(1, 1622) 0.25817978149400345 (996, 1254) 0.17862115297252676
(1, 145) 0.20148237580611467 (996, 1072) 0.16936481386029956
(1, 2068) 0.18462814423338955 (996, 51) 0.1679903749858982
(1, 677) 0.19742761440158016 (996, 688) 0.13934589855072507
(1, 1623) 0.35820607865275406 (996, 1229) 0.14270691828906631
(1, 2116) 0.26528376980695845 (996, 580) 0.2794145580862949
(1, 121) 0.31271844570177115 (996, 34) 0.11553518207046447
(1, 2209) 0.13239888393255195 (996, 1461) 0.17694121973953167
(1, 801) 0.3036674144449864 (996, 657) 0.3764877629510209
(2, 1069) 0.6165397309260958 (996, 2209) 0.12095683470300037
(2, 132) 0.7188101534335088 (997, 2081) 1.0
(2, 1188) 0.23061203512797102 (998, 1278) 1.0
(2, 807) 0.22362650282247024 (999, 13) 0.7272444451697462
(3, 1910) 0.27967758341628285 (999, 2148) 0.6863785522361172
```

Gambar 6. Hasil TF-IDF

Pada Gambar 6 diatas menjelaskan hasil dari proses tahap pembobotan kata TF-IDF yaitu dapat dilihat bentuk data pembobotannya yang memiliki 1000 data dan 2284 kata serta juga dapat terlihat hasil pembobotan kata dengan TF-IDF dalam bentuk matriks sparse yang menyimpan skor dari TF-IDF untuk setiap kata dalam setiap dokumen. Sebagai contoh penjelasan di sebelah paling kiri pada matrix sparse melambangkan kolom dokumennya yaitu dokumen 0, dokumen 1, dokumen 2, dan seterusnya. Untuk posisi yang di tengah melambangkan baris posisi kata dalam dokumen tersebut setelah diurutkan berdasarkan abjadnya terlihat pada gambar tersebut untuk dokumen 0 terdapat 5 kata yang berarti posisi katanya berada pada baris 1430,1188,807,850,dan 1133. Untuk yang paling kanan adalah nilai pembobotan setiap kata dalam dokumennya terlihat pada gambar tersebut dokumen 0 untuk kata pada baris ke 1430 mendapatkan nilai pembobotan 0,6558.

#### d. *Imbalance Data Menggunakan SMOTE*

SMOTE merupakan suatu teknik yang digunakan untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas dalam dataset, terutama dalam konteks klasifikasi.

Tabel 2 Hasil Imbalance data

Sentimen	Jumlah Data Sebelum SMOTE	Jumlah Data Sesudah SMOTE
Positif	454	454
Negatif	98	454
Netral	448	454
Jumlah	1000	1362

Dengan adanya ketidakseimbangan inilah maka digunakan imbalance data menggunakan SMOTE. Pada Gambar tersebut juga terlihat hasil dari jumlah sentimen pada tiap-tiap kelas yang telah disesuaikan dengan jumlah sentimen positif yaitu 454 data karena pada teknik SMOTE akan menyesuaikan jumlah data tiap masing-masing kelas dengan kelas mayoritas yaitu kelas sentimen positif karena memiliki jumlah data yang paling banyak. Untuk rangkuman dari hasil imbalance data dengan teknik SMOTE dapat dilihat pada Tabel 5.10 dibawah ini. Terlihat juga jumlah data bertambah dari sebelum SMOTE berjumlah 1000 data sedangkan sesudah SMOTE 1362 data. Untuk klasifikasi menggunakan SVM dan NB menggunakan 4 perbandingan data training dan testing seperti tabel 3 berikut;

Tabel 3 Pembagian data analisis training dan testing

Pembagian Data	Jumlah Data Training	Jumlah Data Testing
90 : 10	1225	137
80 : 20	1089	273
70 : 30	953	409
60 : 40	817	545

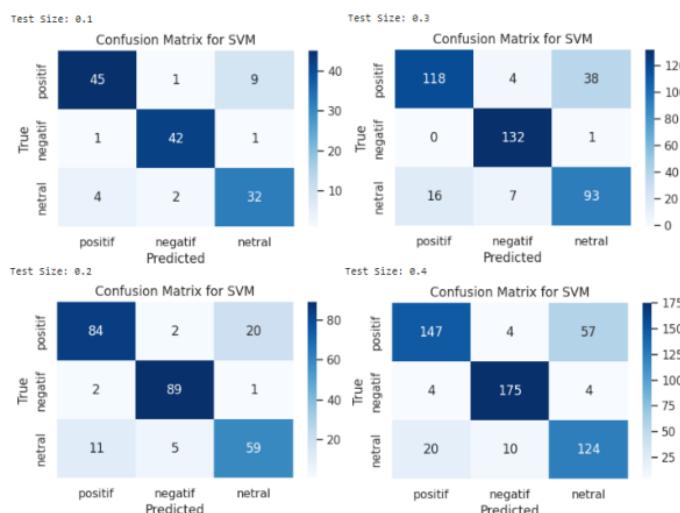
## e. Analisis Sentimen Algoritma Support Vector Machine ( SVM )

Setelah melakukan imbalancing data menggunakan SMOTE, untuk tahap selanjutnya adalah tahap analisis sentimen menggunakan algoritma SVM. Pada tahap ini akan dilakukan pemodelan dan pengujian pada dataset dengan proporsi pembagian data training dan data testing pada penelitian ini yaitu 90:10, 80:20, 70:30, dan 60:40 merujuk pada tabel 3 diatas, dengan alasan menggunakan 4 perbandingan data tersebut adalah untuk mencari proporsi pembagian data yang terbaik. Evaluasi model setelah dilakukan pelatihan dan pengujian berdasarkan ratio perbandingan data yang ingin di uji adalah data testing 10%, 20%, 30%, dan 40%. Pada Tabel 3 dibawah menjelaskan hasil dari evaluasi model SVM setelah dilakukan pelatihan dengan pembagian data 90:10 yang artinya 90% data training dan 10% data testing yang menghasilkan 0.9795% pada pelatihan dan 0.8686% pada pengujian yang telah dirangkum pada Tabel 3 dibawah ini.

Tabel 4 Hasil analisis SVM

Pembagian Data	Hasil Evaluasi Score Pelatihan	Hasil Evaluasi Score Pengujian
90 : 10	0.9795	0.8686
80 : 20	0.9807	0.8498
70 : 30	0.9832	0.8386
60 : 40	0.9791	0.8103

Selanjutnya evaluasi hasil dari pengujian dengan melihat nilai Confusion Matrix yang dihasilkan pada model klasifikasi menggunakan algoritma SVM yaitu nilai TP (True Positive), TN (True Negative), TNt (True Netral), FP (False Positive), FN (False Negative), dan FNt (False Netral) yang hasilnya dapat dilihat pada Gambar dibawah ini.



Gambar 8. Hasil Confusion Matrix Algoritma SVM

Gambar diatas menjelaskan hasil dari evaluasi menggunakan cunfusion matrix, untuk bentuk gambarnya sesuai dengan fungsi print\_conf pada script diatas. Dikarenakan label sentimen ada 3 yaitu positif, negatif, dan netral maka menggunakan confusion matrix 3x3 Hasil confusion matrik dapat dijelaskan dalam tabel 4 berikut ini.

Tabel 5 Hasil Confusion metric SVM

Pembagian Data	TP	TN	TN	FP1	FP2	FN1	FN2	FNt1	FNt2
90 : 10	45	42	32	1	4	1	2	9	1
80 : 20	84	89	59	2	11	2	5	20	1
70 : 30	118	132	93	0	16	4	7	38	1
60 : 40	147	175	124	4	20	4	10	57	4

Nilai sebenarnya digambarkan secara vertikal dan Nilai prediksi model algoritma digambarkan secara vertikal. Pada gambar diatas menunjukkan pada ratio pengujian data testing 10% nilai TP (True Positive) yaitu 45 yang artinya sebanyak 45 data positif yang terklasifikasi secara benar, untuk nilai TN (True Negative) yaitu 42 yang artinya sebanyak 42 data negatif yang terklasifikasi secara benar, untuk nilai TNt ( True Netral ) yaitu 32 yang artinya sebanyak 32 data netral terklasifikasi dengan benar, Untuk nilai FP1 (False Positive) yaitu 1 yang artinya sebanyak 1 data negatif yang terklasifikasi menjadi positif, Untuk nilai FP2 (False Positive) yaitu 4 yang artinya sebanyak 4 data netral yang terklasifikasi menjadi positif, untuk nilai FN1 (False Negative) yaitu 1 yang artinya sebanyak 1 data positif yang terklasifikasi menjadi negatif, untuk nilai FN2 (False Negative) yaitu 2 yang artinya sebanyak 2 data netral yang terklasifikasi menjadi negatif, FNt1 ( False Netral ) yaitu 9 yang artinya sebanyak 9 data positif yang terklasifikasi menjadi netral. FNt2 ( False Netral ) yaitu 1 yang artinya sebanyak 1 data negatif yang terklasifikasi menjadi netral dan seterusnya untuk proporsi pembagian data yang lainnya. Selanjutnya evaluasi hasil dari pengujian dengan melihat nilai accuracy, recall, presisi dan f1-score yang telah ditampung menggunakan classification report dengan masing – masing data pembagian yang hasilnya dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 6 Hasil classification report SVM

Pembagian Data	Accuracy	Precision			Recall			F1-Score		
		Neg	Net	Pos	Neg	Net	Pos	Neg	Net	Pos
90 : 10	0.87	0.93	0.76	0.90	0.95	0.84	0.82	0.94	0.80	0.86
80 : 20	0.85	0.93	0.74	0.87	0.97	0.79	0.79	0.95	0.76	0.83
70 : 30	0.84	0.92	0.70	0.88	0.99	0.80	0.74	0.96	0.75	0.80
60 : 40	0.82	0.93	0.67	0.86	0.96	0.81	0.71	0.94	0.73	0.78

Model analisis sentimen menunjukkan performa yang baik, dengan akurasi tertinggi sebesar 87% pada pembagian data 90:10, dan menurun hingga 82% saat data uji diperbesar menjadi 40%. Secara rata-rata, precision mencapai 84%, recall 91%, dan F1-score 78%. Performa terbaik terlihat pada kelas Negatif dan Positif, dengan precision dan recall di atas 90%. Namun, kelas Netral memiliki precision terendah, yaitu sekitar 72%, menandakan model masih kurang tepat dalam mengidentifikasi sentimen netral. Secara keseluruhan, model cukup andal digunakan, terutama untuk membedakan sentimen positif dan negatif.

#### f. Analisis Sentimen Algoritma *Naïve Bayes*

Klasifikasi menggunakan algoritma naïve bayes dapat dijelaskan dengan menampilkan hasil dari evaluasi model setelah dilakukan pelatihan dan pengujian berdasarkan ratio perbandingan data yang ingin di uji adalah data testing 10%, 20%, 30%, dan 40% merujuk tabel 3 diatas. Pada tabel 7 terlihat hasil analisis navy bayes dari 4 permbagian data training dan testing.

Tabel 7 Hasil analisis navy bayes

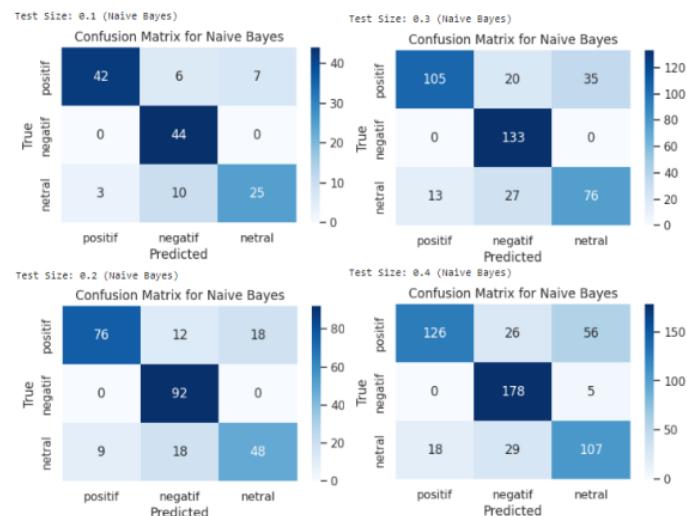
Pembagian Data	Hasil Score Data Training	Hasil Score Data Testing
90 : 10	0.9020	0.8102
80 : 20	0.9118	0.7912
70 : 30	0.9118	0.7677
60 : 40	0.9143	0.7541

Hasil evaluasi tabel 7 menunjukkan bahwa semakin kecil proporsi data latih, skor akurasi pada data testing cenderung menurun. Meskipun skor pada data training meningkat secara bertahap dari 0.9020 (90:10) hingga 0.9143 (60:40), skor pada data testing justru menurun dari 0.8102 menjadi 0.7541. Hal ini menunjukkan potensi overfitting, di mana model terlalu menyesuaikan dengan data latih dan kurang general terhadap data uji. Maka, proporsi 90:10 atau 80:20 memberikan keseimbangan terbaik antara kemampuan belajar dan generalisasi model. Hasil evaluasi algortima navy bayes dapat dilihat pada tabel dibawah ini;

Tabel 8 Hasil analisis navy bayes

Pembagian Data	Hasil Score Data Training	Hasil Score Data Testing
90 : 10	0.9020	0.8102
80 : 20	0.9118	0.7912
70 : 30	0.9118	0.7677
60 : 40	0.9143	0.7541

Pada tabel 8 diatas tersebut juga menjelaskan hasil dari evaluasi model Naïve Bayes setelah dilakukan pelatihan dengan pembagian data 90:10 yang artinya 90% data training dan 10% data testing yang menghasilkan 0.9020 pada pelatihan dan 0.8102 pada pengujian yang lebih tinggi. Selanjutnya evaluasi hasil dari pengujian dengan melihat nilai Confusion Matrix yang dihasilkan pada model klasifikasi menggunakan algoritma SVM yaitu nilai TP (True Positive), TN (True Negative), TNt (True Netral), FP (False Positive), FN (False Negative), dan FNt (False Netral) yang hasilnya dapat dilihat pada Gambar dibawah ini.



Gambar 9. Hasil Confusion Matrix Algoritma Naïve Bayes

Gambar 9 diatas menjelaskan hasil dari evaluasi menggunakan confusion matrix. Dikarenakan label sentimen ada 3 yaitu positif, negatif, dan netral maka menggunakan confusion matrix 3x3 yang dapat dijelaskan dalam tabel berikut.

Tabel 9 Hasil Confusion metric Navy bayes

Pembagian Data	TP	TN	TN	FP1	FP2	FN1	FN2	FNt1	FNt2
90 : 10	42	44	25	0	3	6	10	7	0
80 : 20	76	92	48	0	9	12	18	18	0
70 : 30	105	133	76	0	13	20	27	35	0
60 : 40	126	178	107	0	18	26	29	56	5

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Naive Bayes memiliki performa yang cukup baik, terutama pada pembagian data 80:20 dan 70:30. Model mampu mengklasifikasikan data positif (TP) dan negatif (TN) dengan akurat, sementara kesalahan klasifikasi (FP dan FN) tetap rendah. False Positive hampir tidak terjadi di semua skenario, menandakan kemampuan model mengenali data negatif sangat baik. Namun, jumlah False Negative cenderung meningkat seiring bertambahnya proporsi data uji, terutama pada pembagian 60:40. Oleh karena itu, pembagian 80:20 atau 70:30 direkomendasikan karena memberikan hasil yang lebih seimbang antara akurasi dan generalisasi model. Untuk melihat classification report analisis sentimen menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan beberapa tingkat perbandingan data training dan data testing pada tabel berikut.

Tabel 10 Hasil classification report Navy Bayes

Pembagian Data	Accuracy	Precision			Recall			F1-Score		
		Neg	Net	Pos	Neg	Net	Pos	Neg	Net	Pos
90 : 10	0.81	0.73	0.78	0.93	1.00	0.66	0.76	0.85	0.71	0.84
80 : 20	0.79	0.75	0.73	0.89	1.00	0.64	0.72	0.86	0.68	0.80
70 : 30	0.77	0.74	0.68	0.89	1.00	0.66	0.66	0.85	0.67	0.76
60 : 40	0.75	0.76	0.64	0.88	0.97	0.69	0.61	0.86	0.66	0.72

Model Naive Bayes menunjukkan performa klasifikasi yang cukup baik, dengan akurasi tertinggi sebesar 81% pada pembagian data 90:10, dan mengalami penurunan secara bertahap seiring semakin besar proporsi data uji. Precision untuk kelas Netral (Net) sangat tinggi dan konsisten, mencapai 100% pada hampir semua pembagian, menandakan model sangat baik saat memprediksi kelas. Namun, performa pada kelas Positif (Pos) cenderung lebih rendah, terutama pada metrik recall dan F1-

score, yang menunjukkan model kurang optimal dalam mengenali semua data positif secara menyeluruh.

Secara umum, model lebih stabil dalam mengenali kelas Negatif dan Netral, namun sedikit lemah dalam menangani kelas Positif. Pembagian data 80:20 atau 90:10 memberikan hasil terbaik secara menyeluruh, dengan keseimbangan yang baik antara precision, recall, dan F1-score.

Berikut adalah hasil perbandingan classification report antara Naive Bayes (NBC) dan Support Vector Machine (SVM) dapat dilihat pada tabel perbandingan berikut.

Tabel 11 Tabel perbandingan SVM dan NB

Pembagian Data	Model	Akurasi	Precision (Pos)	Recall (Pos)	F1-Score (Pos)
90 : 10	Naive Bayes	0.81	0.66	0.71	0.84
	SVM	0.87	0.84	0.80	0.86
80 : 20	Naive Bayes	0.79	0.64	0.68	0.80
	SVM	0.85	0.79	0.76	0.83
70 : 30	Naive Bayes	0.77	0.66	0.67	0.76
	SVM	0.84	0.80	0.75	0.80
60 : 40	Naive Bayes	0.75	0.69	0.66	0.72
	SVM	0.82	0.81	0.73	0.78

Berdasarkan Tabel 11 diatas dapat disimpulkan SVM consistently menghasilkan akurasi lebih tinggi dari Naive Bayes di semua skenario pembagian data, menunjukkan keunggulan dalam klasifikasi keseluruhan. SVM menunjukkan nilai precision dan F1-score yang lebih tinggi, menandakan kemampuannya mengenali opini positif secara lebih tepat dan konsisten hal yang penting dalam analisis sentimen. Kedua model menunjukkan performa tinggi pada kelas Netral, tetapi SVM tetap unggul dalam menjaga keseimbangan performa di ketiga kelas (Negatif, Netral, Positif).

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan, Support Vector Machine (SVM) terbukti memberikan performa klasifikasi yang lebih unggul dibandingkan Naive Bayes Classifier (NBC) dalam menganalisis sentimen opini publik terhadap program Kampus Merdeka. Keunggulan SVM tercermin dari nilai akurasi, precision, recall, dan F1-score yang secara konsisten lebih tinggi pada berbagai skenario pembagian data, dengan capaian tertinggi akurasi sebesar 87% pada pembagian data 90:10. Kinerja SVM yang menonjol terutama terlihat dalam mengidentifikasi sentimen positif, yang menjadi fokus utama dalam klasifikasi opini publik terhadap kebijakan ini. Sementara itu, meskipun Naive Bayes memiliki kelebihan dalam hal efisiensi komputasi dan kesederhanaan model, serta menunjukkan performa yang cukup stabil pada kelas sentimen netral, algoritma ini cenderung lemah dalam mendeteksi opini positif, yang tercermin dari rendahnya nilai recall dan F1-score dibandingkan dengan SVM. Temuan ini sejalan dengan kajian-kajian terdahulu yang menekankan pentingnya pemilihan algoritma yang sesuai dengan karakteristik data dan tujuan analisis.

Melihat kompleksitas opini dalam data kebijakan publik, SVM dapat dipandang sebagai pendekatan yang lebih andal. Untuk pengembangan lebih lanjut, disarankan untuk mengeksplorasi teknik lain seperti ensemble learning, metode deep learning, atau penyetelan parameter SVM secara lebih mendalam. Selain itu, perhatian khusus juga dapat diberikan pada peningkatan klasifikasi terhadap kelas minoritas seperti opini negatif, guna meningkatkan kemampuan generalisasi model secara keseluruhan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Amalia, N., Suprapti, T., & Dwilestari, G. (2023). Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Pelaksanaan Kurikulum Mbkm. *Jurnal Teknik Elektro Dan Informatika ANALISIS*, 18, 57–64.  
<https://doi.org/10.30587/e-link.v18i1.5335>
- Cahyana, Y., & Siregar, A. M. (2023). Analisis Sentimen Pindah Ibu Kota Negara ( IKN ) Baru pada

- Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine ( SVM ). *Jurnal Faktor Exacta*, 16(3), 170–181. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v16i3.16703>
- Dwilestari, G., & Afifah, T. A. (2025). Perbandingan Kinerja Algoritma Naive Bayes Dan Decision Tree Dalam Klasifikasi Kanker Paru-Paru. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 9(1), 801–807. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i1.12463>
- Fitri, E., Yuliani, Y., Rosyida, S., & Gata, W. (2020). Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Naive Bayes , Random Forest Dan Support Vector Machine. *Transformtika*, 18(1), 71–80. <https://doi.org/10.26623/transformatika.v18i1.2317>.
- Gunawan, A., Tihami, M. A., Masdariah, E., Kurniawati, E., & Suwenti, R. (2025). Analisis Strategi Manajemen Pendidikan Islam dalam Menghadapi Era Society 5 . 0. *Jurnal Kependidikan*, 14(2), 2309–2318. <https://doi.org/10.58230/27454312.2146>
- Hermawan, A., Jowensen, I., Junaedi, & Edy. (2023). Implementasi Text-Mining untuk Analisis Sentimen pada Twitter dengan Algoritma Support Vector Machine. *Jurnal Sains Dan Teknologi*, 12(1), 129–137. <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v12i1.52358>
- Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan. (2020). *Buku Panduan* (1st ed.). Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi Kemdikbud RI.
- Kholila, N. (2021). Merdeka Belajar – Kampus Merdeka Pada Twitter Menggunakan Support Vector Machine (Svm). *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, 15(2), 252–261. <https://doi.org/10.35457/antivirus.v15i2.1866>
- Khotimah, K., & Susanti, A. I. (2025). Implementasi dan Tantangan Kebijakan Kurikulum Merdeka Belajar Kampus Merdeka di Perguruan Tinggi Indonesia. *Jurnal Ilmu Pendidikan Volume*, 8, 126–140. <https://doi.org/10.37329/cetta.v8i2.4085>
- Limbong, A. M., & Asbari, M. (2024). Transformasi Standar Nasional dan Akreditasi Pendidikan Tinggi. *Journal Of Information Systems And Management*, 03(01), 101–105. <https://doi.org/10.4444/jisma.v3i1.905>
- Misnawati, & Zuraaini. (2023). Dampak Implementasi Program Pembelajaran Merdeka Belajar Kampus Merdeka ( MBKM ) di Universitas Almuslim. *Religion Education Social Laa Roiba Journal*, 5(5), 2702–2717. <https://doi.org/10.47467/reslaj.v5i5.3268>
- Pandunata, P., Ali, S. R., & Nurdiansyah, Y. (2023). Analisis Sentimen Program Merdeka Belajar Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Sistem Informasi Dan Bisnis Cerdas*, 16(1), 31–40. <https://doi.org/10.33005/sibc.v16i1.191>
- Rahayu, I. P., Fauzi, A., & Indra, J. (2022). Analisis Sentimen Terhadap Program Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes Dan Support Vector Machine. *Jurnal Sistem Komputer Dan Informatika (JSON)*, 4, 296–301. <https://doi.org/10.30865/json.v4i2.5381>
- Rohman, A., & Wibowo, A. (2020). Prediksi Kepuasan Mahasiswa Terhadap Layanan Akademik Dalam Program MBKM Menggunakan. *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 12(3), 1262–1272. <https://doi.org/10.35889/jutisi.v12i3.1670>
- Sari, M., Syahrullah, Lapatta, N. T., & Ardiansyah, R. (2024). Twitter ( X ) Sentiment Analysis Of Kampus Merdeka Program Using Support Vector Machine Algorithm And Selection Feature Chi- Analisis Sentimen Program Kampus Merdeka Di Twitter ( X ) Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Dengan Seleksi Fitur Chi-Sq. *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, 5(5), 1249–1256. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.5.2037>
- Triana, P., Selfilia, & Praptiningsih. (2024). Implementasi Dan Dampak MBKM Untuk Meningkatkan Kompetensi Hard Skills Dan Soft Skills Mahasiswa Fakultas Ekonomi Dan Bisnis UPN Veteran Jakarta. *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, 10(4), 626–644. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10530732>
- Yulia, I. A., Mutmainah, I., Marnilin, F., & Mahfudi, A. Z. (2022). Pengaruh Kualitas Layanan Terhadap Kepuasan Pelaksanaan Program MBKM. *Jurnal Ilmiah Manajemen Kesatuan*, 10(3), 403–412. <https://doi.org/10.37641/jimkes.v10i3.935>



Jurnal Karya Ilmiah Multidisiplin (Jurkim) is licensed under a [Creative Commons Attribution International \(CC BY-SA 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/)