

# Pendekatan Algoritma *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* dalam Menganalisis Tanggapan Terhadap Penutupan *Tik Tok Shop*

Fandi Kurniawan<sup>1</sup>, Qois Al Qorni<sup>2</sup>  
Universitas Muhammadiyah Kotabumi<sup>1</sup>, Universitas Multi Data Palembang<sup>2</sup>  
Sur-el : fandi.kurniawan@umko.ac.id<sup>1</sup>, qoisalqorni501@mdp.ac.id<sup>2</sup>

---

**Abstract :** *The development of information technology, especially in social media such as TikTok, has had a significant impact on people's shopping behavior patterns. Sentiment analysis is aimed at understanding general views regarding the closure of the TikTok Shop, describing positive or negative opinions. The algorithms used are Naïve Bayes and Support Vector Machine (SVM) to analyze responses to the closure of the TikTok Shop. The research methodology involves the process of crawling the Twitter dataset with the keyword "Tik Tok Shop", data cleaning, sentiment labeling, model building, and performance testing. The results of the sentiment analysis are parsed and analyzed to describe the general sentiment towards the closure of the Tik Tok Shop. The conclusion results show that the Naïve Bayes algorithm achieved an accuracy level of 97.91%, with positive recall of 100%, positive precision of 96.30%, negative recall of 95.42%, and negative precision of 100%. Meanwhile the SVM algorithm achieved an accuracy of 91.29%, with a positive recall of 100%, positive precision of 86.19%, negative recall of 80.92%, and negative precision of 100%. Overall, Naïve Bayes provides the highest accuracy results of 97.91%, while SVM provides an accuracy of 91.29%.*

**Keywords:** *Analysis, Naive Bayes, SVM, Tiktok.*

**Abstrak :** *Perkembangan teknologi informasi, khususnya dalam media sosial seperti Tiktok, telah memberikan dampak signifikan pada pola perilaku belanja masyarakat. Analisis sentimen diarahkan untuk memahami pandangan umum terkait penutupan TikTok Shop, menggambarkan opini positif atau negatif. Algoritma yang digunakan adalah Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) untuk menganalisis tanggapan terhadap penutupan TikTok Shop. Metodologi penelitian melibatkan proses crawling dataset Twitter dengan kata kunci "Tik Tok Shop", pembersihan data, pelabelan sentimen, pembentukan model, dan pengujian kinerja. Hasil analisis sentimen diurai dan dianalisis guna menggambarkan sentimen umum terhadap penutupan Tik Tok Shop. Hasil kesimpulan menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes mencapai tingkat akurasi sebesar 97.91%, dengan recall positif 100%, presisi positif 96.30%, recall negatif 95.42%, dan presisi negatif 100%. Sementara algoritma SVM mencapai akurasi sebesar 91.29%, dengan recall positif 100%, presisi positif 86.19%, recall negatif 80.92%, dan presisi negatif 100%. Secara keseluruhan, Naïve Bayes memberikan hasil akurasi tertinggi 97.91%, sementara SVM memberikan akurasi 91.29%.*

**Kata kunci:** *Analisis, Naive Bayes, SVM, Tiktok.*

---

## 1. PENDAHULUAN

Kemajuan inovasi data memang sudah merambah ke berbagai kalangan, mulai dari generasi muda, remaja, orang dewasa, bahkan mereka yang bisa dibilang sudah lanjut usia pun masih diimbau untuk terus mengikuti dan fokus

pada kemajuan inovasi data, khususnya di bidang teknologi. bidang hiburan berbasis web, bisnis berbasis web dan inovasi. hal terkomputerisasi lainnya yang tidak dapat diisolasi dari organisasi yang disebut web [1]. Salah satu dari banyaknya media sosial yang banyak digunakan adalah Tik Tok.

Tik Tok merupakan aplikasi media sosial terbaru yang memungkinkan penggunanya membuat berbagai video menarik, berinteraksi di kolom komentar, dan private chat. Aplikasi ini menampilkan efek khusus yang menarik dan mudah digunakan. Agar semua orang bisa membuat video yang indah, inilah yang menjadikan Tik-Tok menjadi aplikasi dengan banyak pengguna. Hal ini ditunjukkan dengan perolehan skor aplikasi Playstore sebesar 4,6 bintang dari 5 dan sekitar 27.827 pengguna di seluruh dunia dibandingkan aplikasi sejenis yaitu Musicaly. dengan rating 3,5 dari 5 bintang dan 4.100 pengguna [2]. Dari banyaknya inovasi teknologi informasi di bidang media sosial, Tik Tok merupakan salah satu aplikasi media sosial yang sekaligus merangkap menjadi e-commerce, hal itu mengakibatkan banyak opini dan komentar miring dari masyarakat sekitar. Semenjak tingginya minat masyarakat berbelanja online, toko offline terutama pasar merasakan dampak sepi pembeli.

Kemajuan inovasi data memang sudah merambah ke berbagai kalangan, mulai dari generasi muda, remaja, orang dewasa, bahkan mereka yang bisa dibilang sudah lanjut usia pun masih diimbau untuk terus mengikuti dan fokus pada kemajuan inovasi data, khususnya di bidang teknologi. bidang hiburan berbasis web, bisnis berbasis web dan inovasi. hal terkomputerisasi lainnya yang tidak dapat diisolasi dari organisasi yang disebut web [3]. Pemeriksaan opini adalah siklus yang diharapkan untuk memutuskan apakah item dalam kumpulan data sebagai teks bersifat positif, negatif, atau non-partisan [4]. Sentimen Analisis dilakukan

untuk memutuskan apakah kesimpulan atau keterangan suatu permasalahan mempunyai kecenderungan baik atau pesimistis dan dapat dijadikan sebagai sumber sudut pandang dalam mengerjakan suatu bantuan atau mengembangkan kualitas barang lebih lanjut.

Laporan ini akan terdiri dari beberapa tahap, mulai dari proses crawling dataset twitter dengan kalimat pencarian Tik Tok Shop, cleaning, labelling sentimen, modelling hingga pengujian performance. Hasil analisis akan diuraikan dan dianalisa untuk menggambarkan sentiment umum dari permasalahan tutupnya tik tok shop. Kesimpulan akan diambil berdasarkan temuan analisis sentimen dan menjelaskan pandangan masyarakat kebanyakan atas permasalahan tutupnya tik tok shop.

## **2. METODOLOGI PENELITIAN**

### **2.1 Analisis Sentimen**

Analisis sentimen adalah teknik dalam pemrosesan bahasa alami (NLP) yang dipergunakan untuk menentukan dan mengidentifikasi sentimen, opini, atau emosi yang terkandung dalam teks. Tujuannya adalah untuk memahami perasaan atau pendapat orang terhadap suatu topik atau entitas tertentu, seperti produk, layanan, merek, atau peristiwa [5].

Di era perkembangan teknologi yang sangat pesat seperti sekarang para perusahaan sangat membutuhkan seorang analisis untuk evaluasi produk yang mereka promosikan, sehingga beberapa tahun terakhir sangat dibutuhkan seorang analisis untuk menganalisa dan menerapkan metode baru guna mempertahankan eksistensi produk mereka.

Analisis Sentimen adalah bidang penelitian yang cukup populer, karena dapat memberikan manfaat bagi berbagai sudut pandang, mulai dari ekspektasi kesepakatan [6], politik [5], dan pengambilan keputusan signifikan dari para investor [7].

Langkah-langkah yang umumnya ditemukan pada klasifikasi teks analisa sentimen adalah:

#### 1. **Domain dataset**

Pada penelitian ini dataset yang digunakan didapatkan dari *proses crawling dataset* pada sosial media twitter dengan kata kunci “Tik Tok Shop Tutup”, proses dilakukan menggunakan website <https://netlytic.org/> sehingga didapati hasil 500 total keseluruhan dataset.

#### 2. **Pre-processing**

*Pre-processing* (pra-pemrosesan) adalah serangkaian langkah atau teknik yang digunakan dalam pemrosesan teks dan data sebelum dijalankan melalui algoritma pemodelan atau analisis. Tujuan dari pra-pemrosesan adalah untuk mempersiapkan data sehingga dapat diolah dengan lebih efektif dan memberikan hasil yang lebih akurat dari algoritma pembelajaran mesin atau analisis data. Tahapan penanganan yang mendasarinya sebagian besar dilakukan dengan menggunakan proses *Tokenization*, *Stopwords expulsion*, dan *Stemming*.

#### 3. **Transformation**

Metode yang melibatkan pengalamanan nomor ditentukan dari informasi tercetak. Penggambaran ganda sebagian besar digunakan dan hanya menghitung ada atau tidaknya suatu kata dalam laporan. Waktu kemunculan sebuah kata dalam sebuah laporan juga digunakan sebagai rencana pembobotan informasi sastra.

Siklus yang biasa digunakan adalah TF-IDF, *Twofold change*, dan *Recurrence change*.

#### 4. **Feature Selection**

Pilihan penyertaan dapat membuat pengklasifikasi lebih mahir/menarik dengan mengurangi jumlah informasi yang harus diperiksa dengan mengenali sorotan terkait yang kemudian akan ditangani. Strategi penentuan komponen yang biasa digunakan adalah Master. Informasi, Pengulangan Paling Sedikit, Perolehan Data, Chi-Square, dan lain-lain.

#### 5. **Classification**

Sistem pengelompokan berdasarkan pengklasifikasi tujuan besar, misalnya *Guileless Bayes*, *Backing Vector Machine*, dan lain-lain. Pemahaman/Penilaian Tahap penilaian biasanya menghitung ketepatan, review, akurasi, dan F-1. Pada pengujian ini pengelompokan yang digunakan adalah *Guileless Bayes dan Backing Vector Machine*.

### 2.2 **Text Mining**

Penggalian teks adalah siklus untuk mendapatkan data yang sangat baik dari pesan. Data yang bagus biasanya diperoleh dengan berfokus pada contoh dan pola dengan berkonsentrasi pada contoh faktual. Pada proses text mining terdapat pembobotan kata yang bertujuan untuk memberikan penghargaan/bobot terhadap istilah-istilah yang terdapat pada suatu record. Bobot yang diberikan pada istilah bergantung pada teknik yang digunakan. Dalam pembobotan kata, ada banyak perhitungan, misalnya TF, IDF, RF, TF-IDF, TF.RF, WIDF [8].

Berikut adalah beberapa langkah umum dalam proses *text mining*:

### 1. Pra-pemrosesan Teks

Langkah ini melibatkan pra-pemrosesan teks yang serupa dengan langkah-langkah dalam analisis sentimen. Pra-pemrosesan termasuk tokenisasi, penghapusan karakter khusus, normalisasi, penghapusan stop word, stemming atau lemmatisasi, dan penghapusan kata tidak relevan.

### 2. Representasi Dokumen

Setelah pra-pemrosesan, teks perlu direpresentasikan dalam bentuk yang dapat diolah oleh algoritma. Representasi yang umum digunakan adalah model vektor, seperti TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) atau skema pembobotan kata lainnya. Model ini mengukur seberapa penting suatu kata dalam teks berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam dokumen dan seluruh koleksi dokumen.

### 3. Pemilihan Fitur

Pemilihan fitur melibatkan identifikasi kata-kata, frasa, atau entitas tertentu yang ingin dianalisis. Fitur-fitur ini dapat dipilih berdasarkan kepentingan domain, tujuan analisis, atau melalui teknik pemilihan fitur seperti chi-square atau information gain.

### 4. Pemodelan dan Analisis

Setelah representasi dokumen dan pemilihan fitur, berbagai teknik pemodelan dan analisis dapat diterapkan. Beberapa teknik umum yang digunakan dalam text mining termasuk klasifikasi, pengelompokan (clustering), ekstraksi informasi, asosiasi, analisis topik, dan analisis jaringan sosial.

### 5. Evaluasi dan Interpretasi

Setelah model atau analisis selesai, hasilnya perlu dievaluasi dan diinterpretasikan. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik yang sesuai untuk tugas yang spesifik, seperti akurasi klasifikasi atau koherensi topik. Interpretasi hasil bertujuan untuk memahami wawasan atau pola baru yang terkandung dalam teks dan menerapkan pengetahuan tersebut dalam pengambilan keputusan.

Mengingat penilaian yang memenuhi syarat di atas, cenderung beralasan bahwa penambangan teks adalah data terorganisir yang digunakan untuk membedah atau mengelompokkan catatan atau teks dari sejumlah besar laporan atau teks.

## 2.3 Algorithm

### 1. Naïve Bayes

*Naive Bayes Classifier* merupakan sebuah strategi keteraturan yang ditetapkan dalam hipotesis Bayes. Teknik keteraturan memanfaatkan strategi kemungkinan dan terukur yang diajukan oleh peneliti Inggris *Thomas Bayes*, yang secara khusus mengantisipasi pintu terbuka di masa depan berdasarkan pengalaman masa lalu, sehingga dikenal sebagai *Hipotesis Bayes*. [9].

Rumus *Naive Bayes* adalah sebuah metode klasifikasi yang berdasarkan pada Teorema Bayes dengan asumsi independensi antara variabel-variabel prediktor. Dalam konteks klasifikasi, variabel prediktor adalah atribut atau fitur dari data, dan variabel target adalah kategori atau kelas yang ingin diprediksi. Teorema *Naïve Bayes* dapat dinyatakan dalam persamaan 1.

$$P(A|B) = P(B|A).P(A)/P(B) \tag{1}$$

Dalam konteks *Naive Bayes*, untuk mengklasifikasikan suatu instance ke dalam kategori tertentu, rumusnya menjadi pada persamaan 2.

$$P(C_k|X) = P(X|C_k).P(C_k)/P(X) \tag{2}$$

Dimana :

$P(C_k|X)$  : Probabilitas kelas  $C_k$  given  $X$  (instance yang akan diprediksi).

$P(X|C_k)$  : Probabilitas instance  $X$  given kelas  $C_k$

$P(C_k)$  : Probabilitas prior dari kelas  $C_k$

$P(X)$  : Probabilitas prior dari instance  $X$  (konstan untuk semua kelas dalam konteks perbandingan, sehingga dapat diabaikan dalam klasifikasi)

## 2. Support Vector Machine

*Support Vector Machine* adalah suatu kerangka pembelajaran yang memanfaatkan ruang spekulasi sebagai kemampuan langsung dalam ruang meliputi berlapis tinggi dan melakukan perolehan kecenderungan yang diperoleh dari hipotesis pembelajaran terukur yang disusun dengan perhitungan pembelajaran [10].

SVM mencari *hyperplane* ini berdasarkan vektor bantuan dan tepinya. Vektor pendukung adalah vektor informasi yang terdekat dengan *hyperplane*, sedangkan edge mengalamatkan lebar *hyperplane* isolasi. Secara lugas, ide SVM merupakan upaya untuk melihat *hyperplane* “terbaik” yang mengasumsikan bagian penting sebagai garis batas antara dua kelas. [11]. Rumus SVM pada persamaan 3.

$$f(x) = \text{sign}(wx + b) \tag{3}$$

Dimana :

$f(x)$  : fungsi prediksi

$x$  : vektor fitur input.

$w$  : vektor bobot (*weight*) yang harus dipelajari

selama proses pelatihan

$b$  : bias atau offset

$\text{sign}(\cdot)$  : fungsi signum yang menghasilkan -1 jika nilai di dalamnya negatif, 1 jika positif, dan 0 jika nol.

## 2.4. Confusion Matrix

*Confusion Matrix* adalah meja dengan empat perpaduan unik antara kualitas yang diantisipasi dan asli. Penilaian pameran ini memanfaatkan F1 Score dan Exactness, F1 Score merupakan korelasi antara review dan akurasi, sedangkan Precision menggambarkan seberapa tepat model dalam mengelompokkan secara akurat. Kisi kecacauan adalah teknik yang biasanya digunakan untuk menghitung ketepatan dalam ide penambahan informasi [12]. Contoh dari *Confusion Matrix* terdapat pada Tabel 1.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

Predict Class	Actual Class	
	Positif	Negatif
Positif	TP	FP
Negatif	FN	TN

Dimana :

TP = True Positive

FP = False Positive

FN = False Negative

TN = True Negative

Empat nilai hasil diperoleh berdasarkan Tabel 1:

### 1. Recall

Estimasi untuk mengetahui tingkat kasus mana yang secara akurat dianggap benar.

$$\text{Recall} = TP / TP + FN \tag{4}$$

### 2. Accuracy

Hasil presisi disusun dengan informasi berbeda untuk menentukan ketepatan model yang digunakan.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (5)$$

### 3. Precision

Korelasi antara hasil pesanan TP bernama positif dengan setiap ekspektasi positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (6)$$

### 4. F1 Score

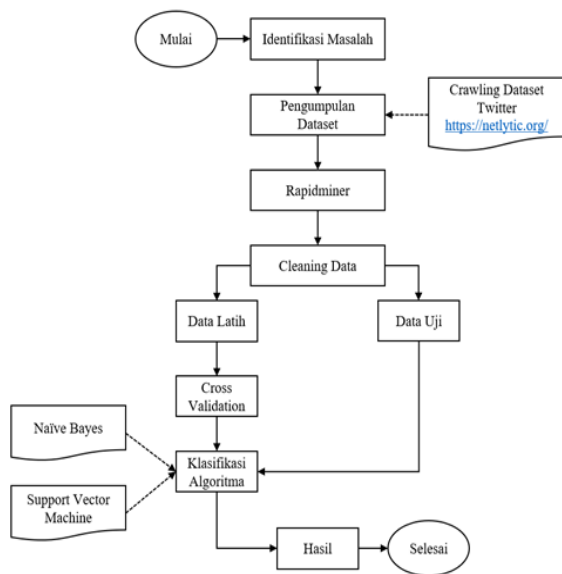
Pemeriksaan akurasi dan review normal tertimbang.

$$F1 = \frac{2 * recall * precision}{recall + precision} \quad (7)$$

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Tahapan Project

Alur dalam pembuatan program ujian diselesaikan dalam beberapa tahap seperti yang ditampilkan pada Gambar 1:



Gambar 1. Alur Project

### 3.2. Crawling Dataset

Penilaian pengumpulan informasi dari Twitter dilakukan dengan bantuan situs <https://netlytic.org/> yang menyediakan alat untuk menelusuri kumpulan data dengan cepat. Dengan situs Netlytic kita dapat

menarik informasi Twitter dengan rentang waktu tertentu, semboyan tertentu atau mengolahnya ke dalam konfigurasi tertentu. Penelitian ini menggunakan 500 anggapan yang mempunyai sifat positif dan negatif yang ditandai secara fisik. Contoh tweet yang telah ditandai akan terlihat pada tabel 2.

Tabel 2. Opini Twitter

Text	Sentimen
<i>mboh duno suamine sopo sampek tiktok shop ditutup</i>	Negatif
<i>@azzthusiast @ChristyzerGirls Awokkkkkōÿ~ tiktok shop ditutup tapi semangat dagang kami tidak luntur</i>	Positif

Nilai positif berarti yang membuat tweet tersebut menyetujui atau mendukung orang terkenal yang diperiksa, begitu pula sebaliknya, jika namanya pesimis, daerah setempat tidak setuju atau tidak menjunjung orang terkenal tersebut. sedang diperiksa.

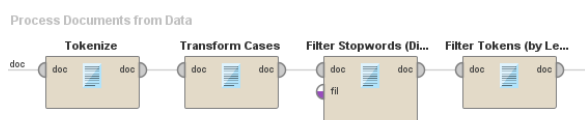
### 3.3. Pre-Processing

Sebelum memasuki proses Pre-handling, eksplorasi ini telah menyelesaikan subproses dimana pada aplikasi Rapidminer administrator yang dapat dimanfaatkan adalah subproses. Pada subprocess administrator cara yang dilakukan adalah dengan menghapus *Uniform Asset Finder* atau disebut juga URL dengan menggunakan *Eliminate URL administrator* dan mendesain dengan menggunakan *Customary Articulation (Regexp) http\S+/\S+co\S+* maka semua URL akan dihasilkan pada masing-masing tweet akan hilang.

Subproses selanjutnya dalam eksplorasi ini adalah menghilangkan emoji dan mengubahnya menjadi kata-kata di setiap tweet sehingga anggapan

yang disampaikan masyarakat melalui hiburan online Twitter menjadi lebih mudah dibedah.

Setelah subproses selesai, tahap selanjutnya informasi yang telah disusun selanjutnya dilakukan pra-pengolahan dimana anggapan-anggapan yang ada akan melalui proses *tokenizing*, *stopwords* dan *stemming*. Pada aplikasi *fast digger*, proses pra-penanganan diselesaikan oleh administrator penanganan arsip. Berikutnya adalah penilaian pra-penanganan pada usaha ini.

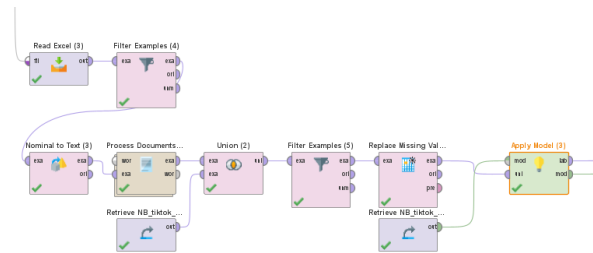


Gambar 2. Pre-Processing Data

*Transform Case* berguna untuk mengubah semua pesan saat ini menjadi huruf kecil atau bukan huruf kapital, kemudian administrator tokenize berguna untuk memecah setiap kalimat menjadi kata-kata untuk penanganan tambahan oleh administrator saluran *stopwords*, dimana administrator saluran *stopwords* berguna untuk menghilangkan kata-kata yang tidak diperlukan dalam sistem berikut. Berikut ini adalah contoh kata yang diingat untuk catatan *stopwords*. Daftar kata-kata yang berlebihan ada dalam satu catatan yang harus dibuka terlebih dahulu menggunakan *open document stopwords administrator*.

Sistem pra-penanganan berikut ini adalah stemming atau menghilangkan penambahan pada setiap kata yang baru saja ditangani sehingga hasil dari siklus pra-penanganan ini dapat digunakan untuk estimasi dengan menggunakan perhitungan pengklasifikasi Bayes atau mesin vektor pendukung. Untuk sistem stemming pada pengujian ini digunakan aplikasi web berbasis web pada *website*

*gataframework.com*, kemudian dilakukan penambahan stemming menggunakan dokumen *regexp*.



Gambar 3. Rangkaian Proses pada Rapidminer

### 3.4. TF-IDF

TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) adalah metode yang digunakan untuk mengukur pentingnya suatu kata dalam suatu dokumen dalam konteks koleksi dokumen yang lebih besar. Metode ini sering digunakan dalam pemrosesan bahasa alami, information retrieval, dan text mining.

Gambar 4 dan 5 merupakan Hasil dari TF-IDF yang telah dilakukan.

algoritma	amanah	ambil	anak	aneka	angga	anggapan	anjig	anying
0	0.336	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0.447	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0.223	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0.588
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0.703	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0.682	0	0	0	0

Gambar 4. Hasil TF-IDF

Row No.	word	in documents	total
1	ditutup	419	428
2	tiktok	340	374
3	shop	334	353
4	tiktokshop	87	89
5	resmi	76	77
6	indonesia	27	29
7	udah	23	24
8	pemerintah	23	23
9	jualan	19	22
10	tanah	20	20

Gambar 5. Hasil Total TF-IDF

### 3.5. Word Cloud

Word Cloud merupakan representasi visual dari kumpulan kata dalam teks yang ditampilkan dalam bentuk awan kata, di mana kata-kata yang lebih sering muncul dalam teks memiliki ukuran yang lebih besar dan lebih menonjol dalam tampilan visual, visualisasi data yang di tampilkan untuk mempermudah seseorang untuk melihat dan mengartikan maksud dan hasil yang didapatkan.

Gambar 6 merupakan lanjutan dari proses TF-IDF yang mana pada gambar besar yang memiliki tulisan PDIP adalah jumlah text yang sering muncul dibandingkan dengan text/ kata yang lain.

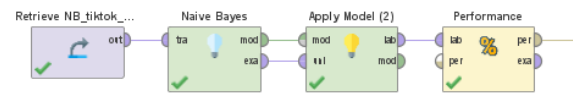


Gambar 6. Desain Word Cloud

### 3.6. Naive Bayes Classifier

Eksplorasi ini memanfaatkan perhitungan Credulous Bayes Classifier untuk melihat tingkat ketepatan perhitungan, serta melakukan proses

investigasi opini. Dengan bantuan aplikasi rapidminer, administrator Credulous Bayes Classifier digunakan untuk pengujian seperti pada gambar di bawah ini.



Gambar 7. Naive Bayes Operator

Pada saat pengujian, dataset yang digunakan berjumlah 411 total keseluruhan yang sudah dibersihkan atau difilter pada proses sebelumnya, selanjutnya data dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji dengan pembagian data latih yang digunakan 288 yang sudah diberi sentimen dan data uji 123 yang tidak diberi sentiment. Hasil nilai akurasi berada pada angka 97.91% seperti pada gambar 8.

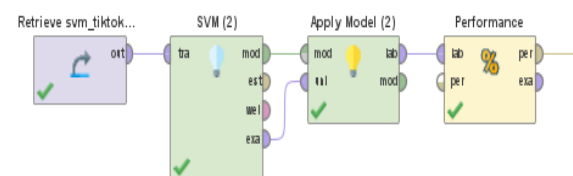
accuracy: 97.91%

	true positif	true negatif	class precision
pred. positif	156	6	96.30%
pred. negatif	0	125	100.00%
class recall	100.00%	95.42%	

Gambar 8. Akurasi Naive Bayes

### 3.7. Support Vector Machine

Dengan menerapkan perhitungan Help Vector Machine yang digunakan untuk melihat tingkat ketepatan perhitungan, serta menyelesaikan proses pemeriksaan perasaan, hasilnya terlihat 91,29% tepat seperti pada Gambar 9 dan 10.



Gambar 9. Support Vector Machine Operator



accuracy: 91.29%

	true positif	true negatif	class precision
pred positif	156	25	86.19%
pred negatif	0	106	100.00%
class recall	100.00%	80.92%	

Gambar 10. Akurasi Support Vector Machine

#### 4. KESIMPULAN

Pada penelitian ini didapati hasil dari algoritma *Naïve Bayes* nilai akurasi sebesar 97.91%, untuk label positif didapati hasil recall senilai 100% dan presisi senilai 96.30% sedangkan untuk label negatif didapati hasil recall 95.42% dan presisi senilai 100%. Pada penerapan algoritma *Support Vector Machine* didapati nilai akurasi sebesar 91.29%, untuk label positif didapati hasil recall senilai 100% dan presisi senilai 86.19% sedangkan untuk label negatif didapati hasil recall 80.92% dan presisi senilai 100%. Dari penerapan kedua metode tersebut didapati hasil tertinggi pada metode *Naïve Bayes* dengan nilai akurasi 97.91% dan hasil terendah pada metode *Support Vector Machine* dengan nilai akurasi 91.29%.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. R. Sholihin, W. Arianto, D. F. Khasanah, S. Widya, and G. Lumajang, "Prosiding 4th Seminar Nasional dan Call for Papers Fakultas Ekonomi Universitas Muhammadiyah Jember Hal."
- [2] D. Deriyanto, F. Qorib, J. I. Komunikasi, U. Tribhuwana, and T. Malang, "Persepsi Mahasiswa Universitas Tribhuwana Tunggaladewi Malang Terhadap Penggunaan Aplikasi Tik Tok," 2018. [Online]. Available: [www.publikasi.unitri.ac.id](http://www.publikasi.unitri.ac.id)
- [3] B. Liu and L. Zhang, "A survey of opinion mining and sentiment analysis," in *Mining Text Data*, vol. 9781461432234, Springer US, 2012, pp. 415–463. doi: 10.1007/978-1-4614-3223-4\_13.
- [4] E. Kontopoulos, C. Berberidis, T. Dergiades, and N. Bassiliades, "Ontology-based sentiment analysis of twitter posts," *Expert Syst Appl*, vol. 40, no. 10, pp. 4065–4074, Aug. 2013, doi: 10.1016/j.eswa.2013.01.001.
- [5] E. Kontopoulos, C. Berberidis, T. Dergiades, and N. Bassiliades, "Ontology-based sentiment analysis of twitter posts," *Expert Syst Appl*, vol. 40, no. 10, pp. 4065–4074, Aug. 2013, doi: 10.1016/j.eswa.2013.01.001.
- [6] C. L. A. Clarke, N. Fuhr, N. Kando, W. Kraaij, and A. P. De Vries, *SIGIR '07: 30th annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval: July 23-27, 2007, Amsterdam, the Netherlands*.
- [7] T. Dergiades, "Do investors' sentiment dynamics affect stock returns? Evidence from the US economy," *Econ Lett*, vol. 116, no. 3, pp. 404–407, Sep. 2012, doi: 10.1016/j.econlet.2012.04.018.
- [8] A. Deolika and E. Taufiq Luthfi, "Analisis Pembobotan Kata Pada Klasifikasi Text Mining," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 2, 2019.
- [9] A. Felicia Watratan, A. B. Puspita, D. Moeis, S. Informasi, and S. Profesional Makassar, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Tingkat Penyebaran Covid-19 Di Indonesia," 2020. [Online]. Available: <http://journal.isas.or.id/index.php/JACOST>
- [10] T. Joachims, "Text Categorization with Support Vector Machines: Learning with Many Relevant Features."
- [11] Y. Yang and X. Liu, "A re-examination of text categorization methods," 1999. [Online]. Available: [www.cs.cmu.edu/yiming/](http://www.cs.cmu.edu/yiming/)
- [12] M. F. Rahman, M. Ilham Darmawidjadja, and D. Alamsah, "Klasifikasi Untuk Diagnosa Diabetes Menggunakan Metode Bayesian Regularization Neural Network (RBNN)," 2017.