

**ANALISIS SENTIMEN KEBIJAKAN PENUTUPAN  
TIKTOK SHOP MENGGUNAKAN SUPPORT  
VECTOR MACHINE DAN PEMBOBOTAN TF-IDF  
BERDASARKAN KOMENTAR PADA YOUTUBE**

**METODOLOGI PENELITIAN**



**Dosen Pengampu:**

Riswan Septriayadi Sianturi, S.Si., M.Sc., Ph.D.

**Disusun oleh:**

Michael Rahadiyan Wijaya	215150400111052
Reyhan Dwi Prasetyo	215150400111062
Bagas Hizbullah	215150401111049
Izzar Dienhaque Pranataputra	215150407111059

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI  
JURUSAN SISTEM INFORMASI  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS BRAWIJAYA  
MALANG  
2023**

## **KATA PENGANTAR**

Assalamualaikum Wr Wb

Puji Syukur Kehadirat Tuhan Yang Maha Esa, karena telah memberikan rahmat serta karunia-Nya kepada kami sehingga bisa menyelesaikan penelitian yang kami buat dengan judul “Analisis Sentimen Kebijakan Penutupan TikTok Shop Menggunakan Support Vector Machine dan Pembobotan TF-IDF Berdasarkan Komentar Pada Youtube” dengan baik.

Dalam proses penyusunan penelitian ini tidak luput dari bantuan, arahan dan masukan berbagai pihak. Untuk itu, kami ingin mengucapkan banyak terima kasih atas segala partisipasinya dalam penyusunan dan penyelesaian penelitian ini. Kami juga mohon maaf yang sebesar-besarnya, kami menyadari masih banyak sekali kekurangan dan kekeliruan yang disengaja maupun tidak disengaja di dalam penulisan penelitian ini. Besar harapan kami agar penelitian ini dapat mendapat pertimbangan dan kritikan yang membangun dari para pembaca serta memberikan manfaat bagi yang membutuhkan.

Akhir kata kami ucapkan terimakasih atas perhatiannya,

Wassalamualaikum Wr Wb

Malang, 4 Desember 2023

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>2</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>3</b>
<b>ABSTRAK.....</b>	<b>5</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>6</b>
1.1. Latar Belakang.....	6
1.2. Masalah Penelitian.....	7
1.3. Tujuan Penelitian.....	7
1.4. Manfaat Penelitian.....	7
1.5. Batasan Penelitian.....	8
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....</b>	<b>9</b>
2.1. Kebijakan Penutupan TikTok Shop.....	9
2.2. YouTube.....	9
2.3. Analisis Sentimen.....	10
2.4. Text Mining.....	10
2.5. Text Preprocessing.....	10
2.6. Support Vector Machine.....	11
2.7. Pembobotan Term Frequency-inverse Document Frequency.....	11
2.8. Google Colaboratory.....	12
2.9. Google Spreadsheet.....	13
2.10. K-Fold Cross Validation.....	13
2.11. Confusion Matrix.....	14
<b>BAB III METODE PENELITIAN.....</b>	<b>15</b>
3.1. Tahapan Penelitian.....	15
3.2. Tipe Penelitian.....	15
3.3. Lokasi Penelitian.....	15
3.4. Strategi Penelitian.....	15
3.5. Peralatan Pendukung.....	16
3.6. Teknik Pengumpulan Data.....	16
3.7. Teknik Analisis Data.....	16
<b>BAB IV IMPLEMENTASI.....</b>	<b>17</b>
4.1. Batasan Implementasi.....	17
4.2. Pengumpulan Data.....	17
4.3. Implementasi Algoritma.....	19
<b>BAB V PENGUJIAN DAN ANALISIS HASIL.....</b>	<b>25</b>
5.1. Pengujian.....	25
5.1.1. Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih.....	25
5.1.2. Pengujian Pengaruh Pembobotan TF - IDF.....	25
5.1.3. Pengujian K- Cross Fold Validation.....	26

5.2. Hasil Pengujian.....	27
5.2.1. Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih.....	27
5.2.2. Hasil Pengujian Pembobotan TF - IDF.....	28
5.2.3. Hasil Pengujian K-Fold Cross Validation.....	28
5.2.4. Persebaran Kata Dalam Setiap Sentimen.....	29
<b>5.3. Analisis Hasil Pengujian.....</b>	<b>30</b>
<b>BAB VI PENUTUP.....</b>	<b>32</b>
6.1. Kesimpulan.....	32
6.2. Saran.....	33
<b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>	<b>34</b>

## ABSTRAK

Analisis sentimen adalah proses mengevaluasi dan memahami opini, pandangan, atau emosi yang terkandung dalam teks, baik itu dalam bentuk ulasan, komentar, atau materi tertulis lainnya. Penelitian ini bertujuan untuk menggali respons dan pandangan masyarakat terhadap kebijakan penutupan TikTok Shop yang diambil dari komentar pada platform YouTube dengan menggunakan analisis sentimen. Fokus dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan komentar-komentar masyarakat ke dalam dua kelompok sentimen utama: positif dan negatif. Algoritma yang digunakan adalah algoritma Support Vector Machine (SVM) serta teknik pembobotan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) untuk membedakan dan menganalisis makna serta kecenderungan pandangan yang terkandung dalam setiap komentar. Terdapat 5 proses utama dalam proses klasifikasi yang meliputi pelabelan manual, *text preprocessing*, pembobotan TF-IDF, validasi data menggunakan *k-fold cross validation* dan klasifikasi. Hasil akurasi terbaik sebesar 71% yang didapat dengan menggunakan 700 data latih, 300 data uji, *text preprocessing*, pembobotan TF-IDF dan *10-fold cross validation*. Rata-rata akurasi yang didapat dari 10 iterasi pada *k-fold cross validation* yaitu sebesar 71.43%. Berdasarkan hasil analisis tersebut, Support Vector Machine cukup sebagai alternatif untuk analisis sentimen.

**Kata Kunci :** *Analisis Sentimen, Support Vector Machine (SVM), Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), Klasifikasi, Komentar YouTube, Kebijakan TikTok Shop*

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1. Latar Belakang**

Penggunaan platform digital semakin meluas, tidak hanya sebagai media sosial tetapi juga sebagai wadah untuk mengekspresikan opini. Melihat hal ini, dapat terlihat bahwa YouTube menjadi salah satu platform utama bagi masyarakat untuk berbagi pandangan terkait berbagai hal, termasuk kebijakan-kebijakan pemerintah yang tengah menjadi fokus perhatian, seperti penutupan TikTok Shop. TikTok, sebagai salah satu platform media sosial yang populer, telah menarik perhatian publik dengan kebijakan penutupan toko daringnya. Di tengah perdebatan dan respons yang beragam dari masyarakat terkait kebijakan ini, komentar-komentar yang diungkapkan pada video YouTube terkait telah menjadi sumber penting untuk menangkap berbagai sentimen.

Kebijakan penutupan TikTok Shop menjadi pusat perhatian di era di mana platform-platform digital memainkan peran penting dalam kehidupan sehari-hari. Keputusan tersebut tidak hanya berpengaruh pada platform TikTok itu sendiri tetapi juga menimbulkan dampak lebih luas pada pengguna dan ekosistem daring secara umum. Dengan melihat tingginya interaksi dan diskusi yang terjadi di platform YouTube, menjadi penting untuk melakukan analisis terhadap sentimen yang tercermin dari komentar-komentar yang ditinggalkan di sana.

Teknik analisis yang akan digunakan dalam penelitian ini melibatkan *Support Vector Machine* (SVM) dan penggunaan pembobotan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). SVM dipilih karena keandalannya dalam klasifikasi teks dan kemampuannya menangani dataset yang kompleks. Sementara itu, pembobotan TF-IDF dipilih untuk memberikan bobot yang sesuai terhadap kata-kata yang muncul dalam komentar-komentar tersebut, membantu dalam menentukan sentimen secara lebih tepat.

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan SVM dalam analisis sentimen terhadap berbagai topik, seperti opini masyarakat terhadap kebijakan dan produk tertentu. Kombinasi antara SVM dan pembobotan TF-IDF telah terbukti memberikan hasil analisis yang akurat pada penelitian-penelitian terdahulu, seperti dalam analisis sentimen terhadap produk, kebijakan, ataupun layanan di platform-platform digital lainnya.

Dengan memperoleh pemahaman yang lebih mendalam terkait sentimen masyarakat terhadap kebijakan penutupan TikTok Shop melalui komentar-komentar pada platform YouTube, hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang berharga bagi para

pemangku kebijakan, memberikan pemahaman lebih lanjut terkait pandangan masyarakat, serta dapat menjadi landasan untuk evaluasi kebijakan yang telah diambil.

## **1.2. Masalah Penelitian**

Berdasarkan latar belakang yang sudah dijelaskan, rumusan permasalahan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana variasi dalam ukuran *dataset* latih mempengaruhi tingkat akurasi klasifikasi sentimen terhadap kebijakan penutupan TikTok Shop di platform YouTube?
2. Bagaimana penerapan pembobotan TF-IDF pada komentar-komentar tersebut mempengaruhi akurasi dan keandalan dalam klasifikasi sentimen terhadap kebijakan penutupan TikTok Shop?
3. Seberapa akurat algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam melakukan klasifikasi sentimen ketika diterapkan dengan pembobotan TF-IDF dan validasi data menggunakan metode *k-fold cross validation* pada analisis terhadap komentar-komentar di YouTube terkait kebijakan penutupan TikTok Shop?

## **1.3. Tujuan Penelitian**

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Menilai dampak variasi ukuran dataset latih terhadap akurasi klasifikasi sentimen terhadap kebijakan penutupan TikTok Shop di *platform* YouTube.
2. Menganalisis pengaruh dari penerapan pembobotan TF-IDF terhadap tingkat keakuratan dan keandalan klasifikasi sentimen terhadap kebijakan penutupan TikTok Shop.
3. Menentukan tingkat akurasi algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam klasifikasi sentimen dengan penerapan pembobotan TF-IDF, variasi optimal dari *dataset* latih, serta validasi data menggunakan metode *k-fold cross validation* pada komentar-komentar YouTube terkait kebijakan penutupan TikTok Shop.

## **1.4. Manfaat Penelitian**

Manfaat yang didapatkan dengan adanya penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengukur dampak variasi dataset latih terhadap akurasi klasifikasi sentimen terhadap kebijakan penutupan TikTok Shop di *platform* YouTube.
2. Mengukur kinerja algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan pembobotan TF-IDF dalam konteks studi kasus penelitian ini,

memberikan pemahaman lebih lanjut mengenai penggunaan teknik ini dalam analisis sentimen.

3. Menyediakan informasi yang dapat menjadi pertimbangan bagi pemangku kebijakan terkait evaluasi dan peninjauan ulang terhadap kebijakan penutupan TikTok Shop.

### **1.5. Batasan Penelitian**

Adapun batasan masalah pada penelitian ini yang perlu diketahui yaitu sebagai berikut:

1. Data yang digunakan berasal dari komentar-komentar yang terdapat di platform YouTube.
2. Bahasa yang digunakan dalam komentar adalah Bahasa Indonesia.
3. Rentang waktu data yang diambil sampai tanggal 11 November 2023.
4. Komentar yang dianalisis adalah komentar yang secara langsung terkait dengan kebijakan penutupan TikTok Shop.
5. Jumlah total dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah sekitar 1000 komentar dari pengguna YouTube.
6. Klasifikasi sentimen dibagi ke dalam 2 kategori utama: sentimen positif dan negatif.
7. Validasi data dilakukan menggunakan metode *k-fold cross validation* untuk menilai keandalan model klasifikasi.



## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1. Kebijakan Penutupan *TikTok Shop***

TikTok meluncurkan fitur baru yang disebut *TikTok Shop* di Indonesia pada tahun 2023, yang memungkinkan pengguna untuk berbelanja produk secara langsung di dalam aplikasi. Fitur ini memberikan brand dan kreator alat untuk menjual produk mereka secara langsung kepada konsumen melalui video dan siaran langsung. Melalui Revisi Permendag Nomor 50 Tahun 2020, pemerintah Indonesia resmi melarang aktivitas jual beli alias e-commerce melalui platform sosial media, termasuk *TikTok Shop*. Kebijakan ini dilakukan karena *TikTok Shop* merupakan gabungan antara sosial media dan *e-commerce*, dan peraturan di Indonesia belum mengatur tentang penggabungan sosial media dan *e-commerce*.

#### **2.2. YouTube**

YouTube merupakan *platform* berbasis *website* dan *mobile* yang digunakan untuk berbagi video. Berbagai macam konten video tersedia dalam situs ini, termasuk konten hiburan, pendidikan, gaya hidup, dan lainnya. Layanan terbuka bagi publik difasilitasi YouTube menjadikannya primadona baru sejak kemunculannya. Tanpa perlu melakukan pendaftaran akun, setiap orang dapat menonton video yang terdapat pada *platform* ini. Pengguna YouTube dapat memberi *rating* juga meninggalkan komentar di setiap konten yang tersaji. Pihak YouTube juga memberikan fasilitas YouTube Data API yang mudah diakses oleh pengguna yang ingin menggunakan data Youtube untuk kebutuhan riset, bisnis, dan lainnya. Pada November 2006, Youtube diakuisisi oleh Google sehingga sejak saat itu Youtube resmi beroperasi sebagai anak perusahaan milik Google (The Age, 2006). Pengumuman tersebut menambah kekuatan dan potensi Youtube di pasar media sosial secara global dan menyebabkan fasilitas Youtube Data API yang dihadirkan semakin kaya.

Menurut Hasil Survey Digital 2020 yang dilakukan *We Are Social*, pada awal tahun 2020 pengguna internet global mencapai 4,5 miliar orang dan 3,8 miliarnya merupakan pengguna media sosial (Kemp, 2020). Popularitas Youtube ini dimanfaatkan setiap pihak sebagai sarana branding dan publikasi, termasuk instansi pemerintah dalam berbagai peluncuran kebijakan baru.

### 2.3. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan tata cara pemecahan masalah dari opini masyarakat, sikap, dan emosi sebagai bentuk perwakilan dari individu (Wati, 2016). Analisis sentimen juga dapat diartikan sebagai suatu proses memahami, mengekstrak, dan mengelola informasi yang sifatnya tekstual secara otomatis untuk mendapatkan sentimen yang terkandung dalam sebuah data. Analisis sentimen dimaksudkan untuk menelisik kecenderungan terhadap suatu topik maupun objek yang nantinya digolongkan dalam kecenderungan positif ataukah negatif (Rozi, Pranomo, & Dahlan, 2012).

### 2.4. Text Mining

*Text mining* adalah bagian dari cabang ilmu dari *data mining*. Menurut Feldman dan Sanger (2007) yang disitasi oleh Ratniasih, Sudarma, & Gunantara (2017), *text mining* dapat diartikan sebagai sebuah proses mengekstrak informasi berupa teks, sedangkan informasi yang didapat berupa kecenderungan dalam bentuk pola statistik. *Text mining* dimaksudkan untuk tujuan mendapat informasi yang bermanfaat dengan pola tertentu. Pola yang disajikan merupakan pola dalam bentuk struktur yang dapat dianalisis yang dengan mudah dapat dipahami kemudian digunakan untuk pembuatan keputusan.

### 2.5. Text Preprocessing

*Text preprocessing* merupakan salah satu tahap dari proses *data mining*. Pada tahap *text preprocessing* ini dilakukan seleksi data yang akan diproses (Gumilang, 2018). Putra (2019) menyatakan bahwa kegunaan dari *text preprocessing* ini adalah untuk mengubah tata data menjadi lebih terstruktur. *Text preprocessing* akan dijabarkan lagi menjadi beberapa tahapan yaitu *case folding*, *tokenization*, perbaikan kata tidak baku, *stop words removal*, dan *stemming*.

*Case folding* merupakan proses dilakukannya perubahan karakter pada data yaitu menjadikan semua karakter huruf pada data menjadi huruf kecil, sedangkan karakter selain huruf akan dihilangkan (Indraloka & Santosa, 2017).

Tokenization merupakan tahapan dilakukannya pemisahan teks menjadi bagian-bagian tertentu yang biasa disebut dengan *token*. *Token* ini yang menjadi *output* dari tahapan *tokenization* yang dapat berupa bentuk paragraf, frasa, maupun kata (Indraloka & Santosa 2017).

Perbaikan kata tidak baku adalah proses dilakukannya perubahan pada kata-kata dalam teks yang belum baku dan ditransformasi menjadi kata yang baku. Kata yang tidak baku akan mempengaruhi proses mining,

karena kata yang tidak baku mengandung tingkat ambiguitas yang tinggi (Afriza & Adisantoso, 2018),

*Stopword removal* merupakan tahapan penyaringan atau *filtering* kata-kata penting dari data yang didapat dan sudah melalui tahapan *tokenization* dan normalisasi. Nantinya kata-kata yang terhapus tidak akan mempengaruhi hasil dari analisis sentimen. Seperti yang dinyatakan Patel dan Shah (2013), adapun tujuan dilakukannya *stopwords removal* adalah untuk menghasilkan kumpulan kata yang hanya akan mempengaruhi makna dari setiap teks.

## 2.6. *Support Vector Machine*

*Support Vector Machine* (SVM) adalah suatu teknik untuk melakukan prediksi, baik dalam kasus klasifikasi maupun regresi (Santosa, 2007). SVM memiliki prinsip dasar *linear classifier* yaitu kasus klasifikasi yang secara linier dapat dipisahkan, namun SVM telah dikembangkan agar dapat bekerja pada masalah non-linier dengan memasukkan konsep kernel pada ruang kerja berdimensi tinggi. Pada ruang berdimensi tinggi, akan dicari *hyperplane* yang dapat memaksimalkan jarak antara kelas data.

Untuk mendapatkan *hyperplane* terbaik adalah dengan mencari *hyperplane* yang terletak di tengah-tengah antara dua bidang pembatas kelas dan untuk mendapatkan *hyperplane* terbaik itu, sama dengan memaksimalkan margin atau jarak antara dua set objek dari kelas yang berbeda (Santosa, 2007).

## 2.7. *Pembobotan Term Frequency-inverse Document Frequency*

Metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) merupakan metode penentuan seberapa term mewakili isi dokumen dengan pemberian bobot ke masing-masing kata yang terkandung di dalamnya (Karmayasa & Mahendra, 2010).

*Term Frequency* adalah metode perhitungan bobot tiap-tiap term yang terdapat dalam teks. Dalam metode ini tiap *term* dianggap mengandung nilai penting yang sebanding dengan angka kemunculannya dalam teks (Putra, 2019).

*Inverse Document Frequency* merupakan metode perhitungan munculnya *term* pada sebuah dokumen atau teks. Pada IDF ini *term* yang intensitas munculnya kecil dinilai berharga atau memiliki bobot lebih besar (Putra, 2019).

*Term Frequency Inverse Document Frequency* ialah metode pembobotan hasil integrasi antara *Term Frequency* (TF) dengan *Inverse Document Frequency* (IDF).

## 2.8. Google Colaboratory

Google Colaboratory merupakan produk keluaran di bawah Google Research (Google Colab, n.d.). Layanan Google Colaboratory ini tergolong *online-based service* karena tidak memerlukan proses unduh, instal, ataupun sederet proses yang biasa diperlukan untuk konfigurasi perangkat lunak. Google Colaboratory juga menyediakan fasilitas *Host-PC* dengan spesifikasi yang tinggi untuk membantu proses *compiling* atau *running* kode terutama pada penerapan *machine learning*. Layanan ini menggunakan bahasa pemrograman Python dengan *environment* Jupyter. Python memiliki banyak keunggulan baik dari sisi fleksibilitas maupun efisiensi. Terbilang fleksibel karena terbukti dengan perwujudan Google Colaboratory yang sifatnya *online-based* menjadikannya lebih mudah diakses tanpa perlu mengunduh ataupun melakukan instalasi di PC. Dapat dikatakan Python juga mampu meningkatkan efisiensi kode karena *library* yang tersedia cukup lengkap dan luas. Salah satunya adalah *library* Regular Expression (Regex), String, dan Sastrawi. Selain itu Google Colaboratory juga dilengkapi dengan beragam *library* yang sifatnya *advanced* seperti Pandas, Natural Language Tool Kit (NLTK), hingga Scikit-learn.

*Library* Regex terdiri atas sederet karakter untuk mencari teks berdasarkan sebuah pola (Python n.d.). Misalnya digunakan untuk pendeteksian data yang mengandung email atau bukan. Dengan adanya *library* Regex, hanya diperlukan baris kode yang lebih singkat dibanding tanpa menggunakannya.

*Library* String seperti namanya, fokus bekerja untuk proses manipulasi data bertipe string (Python n.d.). Fungsi-fungsi yang terdapat di dalamnya seperti *replace*, *format*, *parse*, dan masih banyak lagi.

*Library* Sastrawi merupakan *library* yang menyediakan modul untuk proses *stemming* bahasa Indonesia (Python n.d.). Dokumen dalam bahasa Indonesia yang masih berimbuhan akan diubah menjadi bentuk dasarnya.

*Library* Pandas merupakan *library* yang digunakan untuk menampilkan data secara terstruktur dan memanipulasi data. Tampilan data terstruktur yang difasilitasi oleh Pandas seperti data terurut berdasarkan kategori tertentu. Manipulasi data yang diakomodir oleh Pandas yaitu seperti penggabungan tabel, penanganan data yang hilang, dan lainnya.

*Library* NLTK terdiri atas serangkaian modul-modul yang sesuai untuk diterapkan pada *text processing* yang sangat relevan untuk penerapan *Natural Language Processing* atau NLP (NLTK n.d.). Modul dari *library* NLTK yang digunakan pada penelitian yaitu '*tokenize*' untuk proses *tokenization*.

*Library* Scikit-learn atau yang sering disingkat dengan 'sklearn' terdiri atas beberapa pustaka matematika dari Python (Pedregosa dkk., 2011). *Library* sklearn ini berperan dalam proses pembobotan kata yaitu menggunakan modul '*feature\_extraction*', *data-splitter* yaitu dengan modul '*model selection*', proses klasifikasi maupun validasi data yaitu dengan modul '*svm*', serta proses pengujian dengan modul '*metrics*'.

## 2.9. Google Spreadsheet

Google Spreadsheet merupakan bagian dari Google Suites yang menyerupai Microsoft Excel, hanya saja layanan yang ditawarkan berupa *online-based service* sehingga memungkinkan penggunaan melalui *browser* dan menyimpannya secara *remote* (Google Sheet, n.d.). Dalam layanan yang diberikan, Google Spreadsheet menyediakan fasilitas *script editor* berbasis JavaScript. *Script editor* ini dikenal dengan nama Google Apps Script.

Seperti kegunaan Microsoft Excel pada umumnya yaitu memegang fungsi pengolah angka, Google Spreadsheet juga dapat digunakan untuk melakukan *scraping* data dengan memanfaatkan fasilitas *script editor* untuk menuliskan baris kode *scraping*.

## 2.10. K-Fold Cross Validation

Menurut Tempola dkk. (2018), cross validation merupakan metode yang dimanfaatkan untuk menelisik keberhasilan suatu model dengan menerapkan perulangan sehingga sistem tersebut teruji. Hasil yang didapat digunakan untuk memperkirakan seberapa akurat sebuah model prediktif ketika dijalankan.

Sedangkan K-fold cross validation sendiri merupakan teknik validasi yang menerapkan pemecahan data menjadi k subset data dengan pembagian jumlah yang sama. Pada prosesnya dilakukan pelatihan dan pengujian yang iteratif sebanyak k kali. Salah satu subset data akan dijadikan data uji dan data lainnya menjadi data latih.

Setiap percobaan dapat direpresentasikan dengan fold-k. Data dipecah menjadi 3 bagian dan dapat diasumsikan dengan data-1, data-2, dan data-3. Setiap data diiterasi sebanyak 3 kali seperti di bawah ini:

- a. Fold-1 yaitu data-1 menjadi data uji, data-2 dan data-3 menjadi data latih.
- b. Fold-2 yaitu data-2 menjadi data uji, data-1 dan data-3 menjadi data latih.
- c. Fold-3 yaitu data-3 menjadi data uji, data-1 dan data-2 menjadi data latih.

### 2.11. *Confusion Matrix*

Menurut Han dan Kamber (2011) yang dikutip oleh Fibrianda dan Bhawiyuga (2018), *confusion matrix* merupakan sebuah *tools* yang digunakan untuk mengukur seberapa baik sebuah *classifier*. Pengukuran yang diterapkan *confusion matrix* untuk menentukan seberapa baik *classifier* yaitu dengan menghitung *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure* dari *classifier* dengan mengacu pada TP, FP, FN, dan TN. Perhitungan tersebut bisa didapat dengan data Tabel 2.1.

Indikator keberhasilan suatu *classifier* dapat diukur melalui *accuracy*, *precision*, *recall*, *f-measure*. Indikator tersebut bisa didapat dengan menggunakan Persamaan 2.10, Persamaan 2.11 Persamaan 2.12, dan Persamaan 2.13 berikut.

*Accuracy* merupakan nilai seberapa dekat data hasil prediksi dengan data aktual (Antinasari, 2017). Nilai *accuracy* didapat dari nilai prediksi benar berbanding dengan seluruh keadaan yang diprediksi. Nilai 100% merupakan nilai maksimal dari hasil *accuracy* yang merepresentasikan bahwa data prediksi sesuai dengan data aktual.

*Precision* merupakan nilai seberapa tingkat ketepatan sebuah hasil klasifikasi seluruh data. Nilai *precision* bisa didapat dengan menghitung perbandingan antara jumlah data diprediksi positif yang bernilai benar dengan jumlah keseluruhan data yang diprediksi bernilai positif.

*Recall* merupakan nilai representasi seberapa tingkat keberhasilan sebuah *classifier* mengenali suatu kelas. Nilai *recall* bisa didapat dengan menghitung perbandingan antara jumlah data diprediksi positif yang bernilai benar dengan jumlah keseluruhan data aktual bernilai positif.

*F-measure* merupakan nilai integrasi antara *precision* dan *recall*. *F-measure* bisa dianggap sebagai parameter seberapa baik kinerja *classifier*.

## **BAB III METODE PENELITIAN**

### **3.1. Tahapan Penelitian**

Adapun tahapan-tahapan penelitian yaitu bermula dengan identifikasi masalah, dilanjutkan dengan studi literatur seperti yang dijelaskan pada Bab 2 Tinjauan Pustaka. Setelah studi literatur, dilakukan pengumpulan data dan diproses menggunakan *text preprocessing* dan pembobotan *Term Frequency Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Setelah proses-proses tersebut, data siap untuk dimasukkan ke tahap klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine*. Hasil klasifikasi akan diuji pada tahap selanjutnya menggunakan *confusion matrix* serta *k-fold cross validation*. Dan tahap terakhir penarikan kesimpulan dan saran yang didapat dari hasil pengujian.

### **3.2. Tipe Penelitian**

Tipe penelitian yang diangkat pada penelitian adalah kategori non-implementatif analisis karena penelitian dilakukan untuk menganalisis sentimen dengan menggunakan algoritma klasifikasi tertentu terhadap objek penelitian yang diajukan. Keluaran dari penelitian ini yaitu berupa hasil analisis tingkat akurasi dari metode klasifikasi yang digunakan dengan pemberian perlakuan tertentu pada tahap sebelum klasifikasi.

### **3.3. Lokasi Penelitian**

Lokasi penelitian terletak di Ruang Baca, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya.

### **3.4. Strategi Penelitian**

Strategi penelitian ini melibatkan pendekatan eksperimental yang bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna YouTube terhadap penutupan TikTok Shop. Eksperimen akan difokuskan pada manipulasi berbagai variabel, seperti ukuran dataset latih dan uji, serta penerapan metode validasi data *k-fold cross-validation*. Selain itu, penelitian akan mengevaluasi berbagai teknik pra-pemrosesan data, seperti normalisasi kata tidak baku dan penerapan pembobotan TF-IDF sebelum melakukan klasifikasi sentimen.

Pengujian hasil klasifikasi akan mengambil masukan dari empat aktor yang berbeda untuk menghindari kecenderungan sentimen dari satu sumber saja. Evaluasi akan diberikan berdasarkan hasil konsensus dari keempat sudut pandang ini, menggabungkan perspektif yang berbeda menjadi satu hasil akhir yang paling dominan.

### 3.5. Peralatan Pendukung

Peralatan pendukung yang digunakan berupa layanan *online-based service* yang tidak memerlukan spesifikasi tertentu terkait perangkat keras, perangkat lunak, ataupun sistem operasi yang digunakan. Pada penelitian ini menggunakan lingkungan online- based service pendukung sebagai berikut:

1. Google Colaboratory berbasis bahasa pemrograman Python dan environment Jupyter Notebook dan secara default memberikan fasilitas spesifikasi PC dengan:
  - RAM 12 GB
  - GPU Tesla
  - Disk 300 GB
2. Google Spreadsheet

### 3.6. Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian merupakan teknik *scraping data*. Teknik *scraping* merupakan teknik untuk mendapatkan informasi dari sebuah laman secara otomatis tanpa harus menyalin manual (Ayani dkk., 2019). Teknik *scraping* memiliki fokus dalam menghimpun data dengan cara pengambilan dan ekstraksi. Teknik *scraping data* yang diterapkan merupakan metode *scraping* menggunakan fasilitas Youtube Data API.

### 3.7. Teknik Analisis Data

Teknik analisis hasil klasifikasi yang diterapkan yaitu menggunakan *confusion matrix* dengan mengacu pada pengukuran tingkat akurasi yang dihasilkan. Teknik analisis hasil yang digunakan merupakan bentuk pengujian terhadap jumlah data latih yang digunakan, pengaruh perbaikan kata tidak baku, pengaruh pembobotan TF-IDF, dan pengaruh *k-fold cross validation*.



## **BAB IV IMPLEMENTASI**

Bab ini membahas mengenai implementasi algoritma yang telah dirancang pada bab sebelumnya. Dalam bab implementasi ini berisi batasan implementasi hingga kode program untuk proses implementasi algoritma.

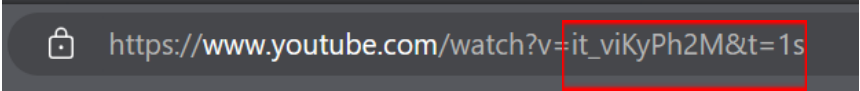
### **4.1. Batasan Implementasi**

Batasan penulisan yang dimaksud merupakan poin poin yang digunakan untuk membatasi proses implementasi algoritma berdasarkan susunan yang telah dirancang. Dengan tujuan membuat proses implementasi sesuai dengan lingkup yang jelas. Berikut merupakan batasan implementasi algoritma pada penelitian ini:

1. Pengumpulan data komentar pada aplikasi Youtube yaitu menggunakan Google Collaboratory yang terintegrasi dengan Google Apps Script.
2. Analisis Sentimen yang dirancang dan diimplementasikan pada Google Collaboratory dengan bahasa pemrograman Python.
3. Algoritma yang digunakan untuk penyelesaian masalah dalam penelitian adalah *Support Vector Machine*.
4. Hasil keluaran berupa sentimen positif dan negatif.
5. Pengujian yang dilakukan mengacu pada hasil confusion matrix dan direpresentasikan dalam skor *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure*.

### **4.2. Pengumpulan Data**

Teknik pengumpulan data menggunakan teknik *scraping*. Data yang dihimpun merupakan data komentar YouTube dari video yang diunggah oleh kanal berita milik TvOne dengan pembahasan mengenai Kebijakan Penutupan Tik Tok Shop. Teknik *scraping* sederhana untuk mendapatkan data komentar pengguna pada aplikasi YouTube bisa menggunakan Google Collaboratory dengan membuat suatu *function* berbahasa pemrograman Python yang terintegrasi dengan Google Apps Script. Pengambilan data bisa diterapkan dengan cara menyalin ID video yang berkaitan dengan konteks kebijakan peraturan penutupan Tik Tok Shop. ID Video didapat dari link video yang ingin diambil seperti pada Gambar 4.1. Kode program teknik scraping pada Google Collaboratory diintegrasikan dengan API Google Apps dapat dilihat pada Kode Program 4.1.



[https://www.youtube.com/watch?v=it\\_vIKyPh2M&t=1s](https://www.youtube.com/watch?v=it_vIKyPh2M&t=1s)

**Gambar 4.1 ID Video Youtube**

```
import googleapiclient.discovery
import pandas as pd

api_service_name = "youtube"
api_version = "v3"
DEVELOPER_KEY =
"AIzaSyBHfmCV41Gohg_mj3LLNhEH326ERm-1y00"

youtube = googleapiclient.discovery.build(
    api_service_name, api_version,
    developerKey=DEVELOPER_KEY)

video_id = "it_vIKyPh2M"
max_results = 100

comments = []

next_page_token = None

while True:
    request = youtube.commentThreads().list(
        part="snippet",
        videoId=video_id,
        maxResults=max_results,
        pageToken=next_page_token
    )
    response = request.execute()

    for item in response.get('items', []):
        comment =
item['snippet']['topLevelComment']['snippet']
        comments.append([
            comment['authorDisplayName'],
            comment['publishedAt'],
            comment['updatedAt'],
            comment['likeCount'],
            comment['textDisplay']
        ])

    next_page_token =
response.get('nextPageToken')

    if not next_page_token:
```

```

        break

df = pd.DataFrame(comments, columns=['author',
'published_at', 'updated_at', 'like_count',
'text'])

df.to_csv('youtube_comments.csv', index=False)

```

**Kode Program 4.1 *Scraping***

### 4.3. Implementasi Algoritma

Bagian implementasi algoritma memuat tentang penjabaran implementasi yang digunakan untuk menjelaskan tahapan analisis sentimen terhadap Kebijakan Penutupan Tik Tok Shop. Kode program dalam sub bab ini melibatkan bahasa pemrograman Python yang dijalankan pada *online-based service* Google Collaboratory yang berbasis bahasa pemrograman Python.

#### 4.3.1. Implementasi *Text Preprocessing*

Seperti dijelaskan pada bab sebelumnya bahwa tahap *text preprocessing* dimaksudkan untuk menyusun data yang telah diberi label secara manual menjadi dalam bentuk lebih terstruktur. Proses di dalamnya terdiri atas *case folding*, *tokenization*, *stopwords removal*, hingga *stemming*. Pada penelitian ini, proses di dalamnya dari *case folding* hingga *stemming* dilakukan secara runtut. Implementasi pada tahap *text preprocessing* ini diterapkan dengan memanfaatkan *library* pandas, string, regex, Natural Language Toolkit (NLTK), hingga *library* Sastrawi yang tersedia di Google Colaboratory. Adapun kode program dari tahap *text preprocessing* ini seperti ditunjukkan pada Kode Program 4.2, Kode Program 4.3, Kode Program 4.4, Kode Program 4.5, dan Kode Program 4.6.

```

def preprocess_text(kalimat):
    def remove_unicode(text):
        return ''.join(char for char in
text if ord(char) < 128)

    if isinstance(kalimat, str):

        lower_case = kalimat.lower()

        lower_case =
remove_unicode(lower_case)

```

```

        hasil = re.sub(r"\d+", "",
lower_case)

        hasil = re.sub(r'\W', ' ', hasil)

        hasil =
hasil.translate(str.maketrans("", "",
string.punctuation))

        hasil = hasil.strip()

        return hasil
    else:
        return ""

data['text_clean'] =
data['Komen'].apply(preprocess_text)
data.head()

```

**Kode Program 4.2 Case Folding**

```

def tokenize_text(kalimat):
    tokens =
nltk.tokenize.word_tokenize(kalimat)
    return tokens
data['token'] =
data['text_clean'].apply(tokenize_text)

```

**Kode Program 4.3 Tokenization**

```

from
Sastrawi.StopWordRemover.StopWordRemoverFac
tory import
StopWordRemoverFactory
from nltk.corpus import stopwords

factory = StopWordRemoverFactory()
stopwords = factory.get_stop_words()
nltk.download("stopwords")

list_stopwords =
stopwords.words('indonesian')

list_stopwords.extend(["yg", "dg", "ny",
"itu", "aja", "di", "dan", "juga", "ini",
"nya", "gk", "gak", "br", "ga", "ya", "ad",
"ae", "ah", "aje", "aj", "ajh", "ajah",
"az",

```

```

        "ato", "ber", "bgt",
"bkn", "bkn", "brp", "byk", "dar", "deh",
"dh", "dl", "dr", "eh", "fb", "gpp", "ka",
"jg", "jgn", "jga", "jgan", "jd", "jdi",
"ja",

        "hr", "href",
"jt","kyk", "krn", "kya", "kn", "kl",
"klo", "kah", "kek", "mlh", "mkn", "ma",
"lsg", "loh", "lg", "lgi", "lgsg", "pan",
"pa", "org", "offlen",

        "oe", "ni", "nnti",
"mrk", "msh", "msih", "mol", "rb", "po",
"pd", "sy", "sya", "sm", "sma", "sih",
"si", "sen", "ug", "utk", "tuh", "tu",
"ttp", "tp", "tpi", "tc", "tar", "zcsafez",
"www", "yo", "yng", "zul"])

list_stopwords = set(list_stopwords)

def stopwords_removal(kalimats):
    return [kalimat for kalimat in kalimats
            if kalimat not in list_stopwords]

data['stop'] =
data['token'].apply(stopwords_removal)

```

**Kode Program 4.4 *Stopwords Removal***

```

from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import
StemmerFactory

stem_factory = StemmerFactory()
stemmer = stem_factory.create_stemmer()

def stemming_text(tokens):
    hasil = [stemmer.stem(token) for token
in tokens]
    return hasil

data['stemmed'] =
data['yt_token_wsw'].apply(stemming_text)

```

**Kode Program 4.5 *Stemming***

```

import nltk

```

```

nltk.download('wordnet')
nltk.download('omw-1.4')
def lemmatize_text(token_list):
    return "
".join([lemmatizer.lemmatize(token) for
token in token_list if not token in
set(list_stopwords)])

lemmatizer = nltk.stem.WordNetLemmatizer()
data['lemmatized'] =
data['stemmed'].apply(lambda x:
lemmatize_text(x))

```

**Kode Program 4.6 Lematizing**

#### 4.3.2. Implementasi Pembobotan Kata TF-IDF

Apabila data telah melalui tahap *text preprocessing*, akan dilanjutkan ke tahap pembobotan kata menggunakan *Term Frequency Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Pada proses implementasi pembobotan kata ini menggunakan *library scikit-learn* atau biasa disebut *library sklearn*. Fungsi yang digunakan dari *library* tersebut dalam implementasi pembobotan kata ini merupakan fungsi *TfidfVectorizer*. Kode program untuk implementasi proses pembobotan kata menggunakan TF-IDF dapat dilihat pada Kode Program 4.7.

```

from sklearn.feature_extraction.text import
TfidfVectorizer

tfidf = TfidfVectorizer(max_df=0.5,
min_df=2)
X_train_vect = tfidf.fit_transform(X_train)
X_test_vect = tfidf.transform(X_test)

X_train_vect_df =
pd.DataFrame(X_train_vect.toarray(),
columns=tfidf.get_feature_names_out())
X_test_vect_df =
pd.DataFrame(X_test_vect.toarray(),
columns=tfidf.get_feature_names_out())

```

**Kode Program 4.7 Pembobotan kata TF-IDF**

#### 4.3.3. Implementasi *Support Vector Machine*

Data pada tahap ini akan dipecah menjadi data latih dan data uji. Porsi data latih yang digunakan sebanyak 500, 800 dan 900. Dari porsi tersebut dicari porsi dengan hasil terbaik untuk dilanjutkan ke proses selanjutnya. Pada implementasinya, terdapat perbedaan kode program untuk implementasi tanpa *k-fold cross validation* dan dengan menggunakan *k-fold cross validation*. Proses implementasi menjadi lebih sederhana dan efisien dengan penggunaan *library* seperti *scikit-learn*. Fungsi yang dapat digunakan untuk membantu proses klasifikasi yaitu fungsi SVC, sedangkan untuk validasi data menggunakan cross validation dapat menggunakan fungsi `model_selection` opsi `cross_val_score`. Implementasi klasifikasi tanpa menggunakan *cross validation* ditunjukkan pada Kode Program 4.8, sedang *Support Vector Machine* bersama dengan validasi data menggunakan *cross validation* ditunjukkan seperti pada Kode Program 4.9.

```
from sklearn.svm import SVC
classifier = SVC(kernel='linear',
random_state=0, class_weight='balanced')
classifier.fit(X_train_vect, y_train)
svm_pred = classifier.predict(X_test_vect)
```

**Kode Program 4.8 Klasifikasi tanpa k-fold cross validation**

```
from sklearn.model_selection import
cross_val_score
from sklearn.svm import SVC
svm_classifier = SVC(kernel='linear')
cv_scores = cross_val_score(svm_classifier,
X_vec, y, cv=10)
```

**Kode Program 4.9 Klasifikasi k-fold cross validation**

#### 4.3.4. Implementasi Pengujian

Tahap pengujian dimaksudkan untuk mendapatkan informasi mengenai sejauh mana hasil yang telah dicapai sehingga diketahui selisih antara hasil dengan standar yang telah ditetapkan. Parameter yang dijadikan pengukuran kinerja algoritma yang digunakan untuk klasifikasi yaitu dengan menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure*. Seperti yang disebutkan pada bab sebelumnya, pengujian dilakukan menggunakan *tools*

*confusion matrix*. Implementasi pada tahap pengujian juga memanfaatkan library scikit-learn, secara spesifiknya fungsi `confusion_matrix` dan fungsi `cross_val_predict`. Implementasi tahap pengujian ditunjukkan seperti pada Kode Program 4.10

```
print(classification_report(y_test,
                             svm_pred))
class_label = ["negative", "positive"]
df_cm =
pd.DataFrame(confusion_matrix(y_test,
                               svm_pred), index=class_label,
              columns=class_label)
sns.heatmap(df_cm, annot=True, fmt='d')
plt.title("Confusion Matrix")
plt.xlabel("Predicted Label")
plt.ylabel("True Label")
plt.show()
```

**Kode Program 4.10** Evaluasi Model *Confusion Matrix*



## BAB V

### PENGUJIAN DAN ANALISIS HASIL

Bab ini memuat mengenai penjelasan hasil pengujian dari algoritma yang yang digunakan pada penelitian dan analisis dari hasil tersebut.

#### 5.1. Pengujian

Pengujian dari algoritma yang digunakan pada penelitian ini terdiri atas 3 pengujian. 3 jenis pengujian tersebut meliputi pengujian pengaruh jumlah data latih, pengaruh pembobotan TF-IDF, dan pengujian validitas data menggunakan *k-fold cross validation*.

##### 5.1.1. Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih

Pengujian ini dimaksudkan untuk mengetahui pengaruh variasi jumlah data latih yang digunakan dalam klasifikasi. Seperti yang dijelaskan sebelumnya bahwa variasi jumlah data latih yang akan diuji yaitu 500, 700, dan 900. Sedangkan jumlah data uji konstan yaitu pada jumlah 300. Data yang digunakan dalam pengujian ini merupakan data yang terkumpul dari hasil proses scraping, telah diberi label, dan telah melalui tahap *text preprocessing*. Pengujian pengaruh jumlah data latih ditunjukkan pada Tabel 5.1.

Tabel 5.1 Pengujian pengaruh jumlah data latih

Klasifikasi Sentimen				
Jumlah Data Latih	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
500	68%	68%	68%	68%
700	71%	71%	71%	71%
900	67%	66%	66%	66%

##### 5.1.2. Pengujian Pengaruh Pembobotan TF - IDF

Pengujian ini dimaksudkan untuk mengetahui pengaruh pembobotan *Term Frequency Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Pengujian ini terdiri atas 2 proses yaitu pengujian tanpa pembobotan TF-IDF dan pengujian dengan menerapkan pembobotan TF-IDF. Data yang digunakan merupakan data yang telah diberi perlakuan *text preprocessing*, menggunakan jumlah data latih mengacu pada hasil terbaik pada pengujian sebelumnya. Data latih yang digunakan pada pengujian ini yaitu sejumlah 700 data karena pada pengujian sebelumnya menghasilkan *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-measure* tertinggi yaitu sebesar masing

masing 69%, 68%, 68%, 68%. Pengujian pengaruh pembobotan TF-IDF ditunjukkan pada Tabel 5.2.

Klasifikasi Sentimen				
Jenis Uji	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
Tanpa TF-IDF	67%	67%	66%	67%
Dengan TF-IDF	71%	71%	71%	71%

Tabel 5.2 Pengujian pengaruh pembobotan TF-IDF

### 5.1.3. Pengujian K- Cross Fold Validation

Pengujian ini dimaksudkan untuk mengetahui validitas data menggunakan metode *k-fold cross validation*. Pemberian perlakuan mengacu pada hasil terbaik pada pengujian sebelumnya. Nilai k yang digunakan adalah k=10 sehingga akan menghasilkan 10 score keluaran dari setiap iterasi. Data yang digunakan dalam pengujian ini merupakan data yang terkumpul dan telah diberi label, telah melalui tahap *text preprocessing*, dan telah melalui tahap pembobotan TF-IDF. Score hasil pengujian validitas data menggunakan *k-fold cross validation* pada setiap iterasinya ditunjukkan seperti pada Tabel 5.3 berikut.

Klasifikasi Sentimen	
Iterasi Pengujian dan Komposisi Data Ke-	Score
1	73.07%
2	74.03%
3	74.03%
4	71.15%
5	70.19%
6	67.30%
7	70.87%
8	75.72%

9	69.90%
10	67.96%
<b>Rata Rata</b>	71.43%

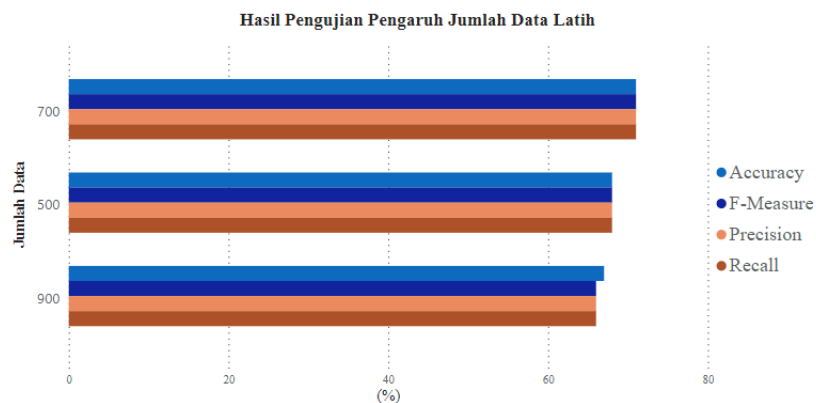
Tabel 5.3 Pengujian *k-fold cross validation*

## 5.2. Hasil Pengujian

Pada bagian ini memuat tentang penjelasan hasil pengujian yang didapat. Terdapat 3 jenis hasil pengujian, yaitu meliputi hasil pengujian pengaruh jumlah data latih, pengaruh pembobotan TF-IDF dan pengujian validitas data menggunakan *k-fold cross validation*.

### 5.2.1. Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih

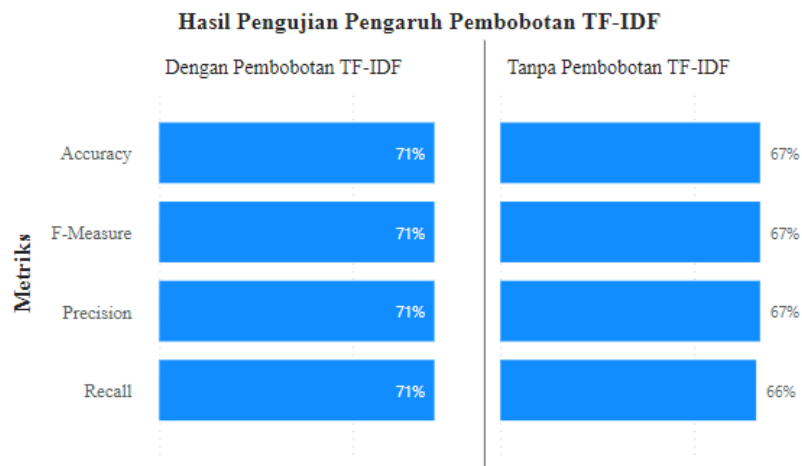
Pengujian ini dimaksudkan untuk mengetahui pengaruh jumlah data latin yang digunakan dalam penelitian. Pengujian dilakukan dengan variasi data latin 500, 700, dan 900. Hal ini dapat diketahui bahwa jumlah data latin terbukti berpengaruh. Dari penerapan dengan 500 data latih hingga 900 data latih menghasilkan nilai yang berbeda-beda. Penggunaan 500 data lath mendapatkan hasil *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure* masing-masing 68%, 68% , 68%, 68%. Penggunaan 700 data menghasilkan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure* sejumlah 71%, 71%, 71%,71%. Sedangkan penggunaan 900 data latih menghasilkan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure* sejumlah 67%, 66%, 66%, 66%. Mengacu pada pengujian ini, hasil terbaik berada pada komposisi menggunakan 700 data latih. Komposisi ini digunakan untuk pengujian-pengujian setelahnya. Detail hasil pengujian pengaruh jumlah data latih dijelaskan melalui Gambar 5.1.



Gambar 5.1 Grafik Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih

### 5.2.2. Hasil Pengujian Pembobotan TF - IDF

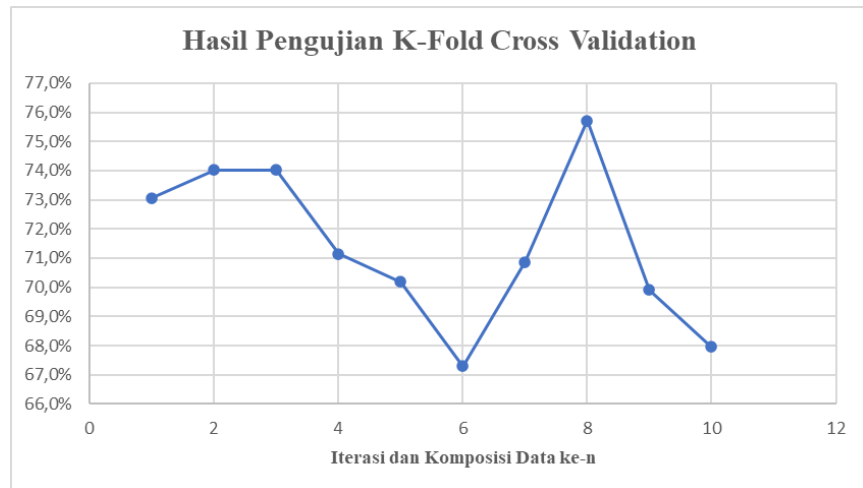
Pengujian ini dimaksudkan untuk mengetahui pengaruh pembobotan *Term Frequency Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Hasil pengujian menunjukkan terdapat perbedaan signifikan di antara dua hasil yang didapat. Data yang tanpa diberi perlakuan pembobotan TF-IDF menunjukkan hasil *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-measure* sejumlah 67%, 67% ,66% ,67%. Sedangkan data yang diberi perlakuan pembobotan TF-IDF mendapat hasil *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-measure* sejumlah 71%, 71%, 71%,71%. Hasil ini membuktikan bahwa adanya pembobotan TF-IDF cukup berpengaruh untuk meningkatkan performa algoritma dengan nilai *accuracy* yang lebih tinggi. Detail hasil pengujian pengaruh pembobotan TF-IDF direpresentasikan melalui Gambar 5.2.



Gambar 5.2 Grafik Hasil Pengujian Pengaruh Pembobotan TF-IDF

### 5.2.3. Hasil Pengujian K-Fold Cross Validation

Pengujian ini dimaksudkan untuk mengetahui validitas data menggunakan metode *k fold cross validation*. Nilai *k* yang digunakan adalah *k*=10. Sehingga pada pengujian ini menghasilkan 10 *score* keluaran setiap iterasinya. Setiap iterasi dapat menghasilkan *score* yang berbeda-beda tergantung validitas data yang berdampak pada stabilitas *score*. Terlihat pada Tabel 5.3 bahwa dari iterasi pertama hingga terakhir tidak ada nilai yang sama persis. *Accuracy* tertinggi dihasilkan oleh komposisi data pada iterasi ke-8 dengan *score* 75.72%. Rata-rata *accuracy* yang didapat dari 10 iterasi yaitu sebesar 71.43%. Detail hasil pengujian validitas data ditunjukkan pada Gambar 5.3.



Gambar 5.3 Grafik Hasil Pengujian K-Fold Cross Validation

#### 5.2.4. Persebaran Kata Dalam Setiap Sentimen

Berdasarkan dari hasil pengujian keseluruhan, didapatkan persebaran kata pada masing-masing sentimen positif maupun negatif ditunjukkan seperti pada Gambar 5.4 dan Gambar 5.5. Pada Gambar 5.4 merupakan representasi persebaran kata pada sentimen positif dan didapatkan beberapa kata yang menjadi dominan konteks dalam komentar yang mengandung sentimen positif seperti tutup, tiktok, *shop*, dagang, pasar, toko, jual, larang dan lain-lain. Gambar 5.5 merepresentasikan persebaran kata pada sentimen negatif dan didapatkan beberapa kata yang menjadi dominan konteks dalam komentar yang mengandung sentimen negatif seperti jual, tiktok, perintah, larang, *online*, barang, umkm, dan lain lain



Gambar 5.4 Persebaran kata pada sentimen positif



Gambar 5.5 Persebaran kata pada sentimen negatif

### 5.3. Analisis Hasil Pengujian

Berdasarkan hasil pengujian yang didapatkan, diketahui bahwa hasil akurasi tertinggi yaitu dengan menerapkan semua perlakuan terhadap data. Mulai dari *text preprocessing* dan pembobotan TF-IDF. Sehingga didapat analisis hasil pengujian sebagai berikut.

1. Pada pengujian jumlah data latih terlihat perbedaan yang cukup signifikan di setiap penggunaan data latinya. Dari data latih berjumlah 500 data hingga 900 data memberikan hasil *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-measure* yang secara signifikan berbeda. Hasil dengan menggunakan jumlah data latih sebanyak 700 mendapat performa terbaik yaitu mendapat nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *f-measure* masing-masing 71%, 71%, 71%, 71%. Diperjelas dengan adanya Gambar 6.1 bahwa setiap perubahan jumlah data latih memberikan grafik berbeda yang mengindikasikan bahwa penggunaan variasi jumlah data latih berpengaruh pada proses klasifikasi sentimen menggunakan *Support Vector Machine*. Semakin banyak data latih yang digunakan akan memperkaya sistem untuk membentuk model klasifikasi sehingga dengan penggunaan data latih yang lebih beragam akan cenderung meningkatkan kinerja *classifier*. Mengacu pada hasil pengujian, semakin besar penggunaan data latih mempengaruhi peningkatan performa *classifier* dibuktikan dengan nilai *accuracy* yang didapat.
2. Hasil pengujian pengaruh pembobotan TF-IDF, tanpa perlakuan pembobotan TF-IDF menghasilkan *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-measure* sebesar 67%, 67%, 66%, 67%. Nilai ini terhitung rendah jika dibandingkan dengan nilai setelah diberi perlakuan. Karena tanpa pembobotan TF-IDF, hanya berfokus pada term yang frekuensi kemunculannya tinggi yang akan dianggap 'penting'. Dengan adanya pembobotan TF-IDF, term yang frekuensi kemunculannya kecil tetap dianggap berharga. Setelah adanya pembobotan TF-IDF, kinerja *classifier* meningkat dibuktikan dengan hasil *accuracy*, *precision*, *recall*, *f-measure* masing-masing sejumlah 71%, 71%, 71%, 71%. Oleh karena itu, dapat dikatakan dengan penerapan pembobotan TF-IDF

berpengaruh dalam peningkatan *accuracy* klasifikasi sentimen menggunakan *Support Vector Machine*.

3. Hasil pengujian validitas data direpresentasikan seperti pada Gambar 5.3. terlihat pada gambar tersebut bahwa di setiap iterasi pada pengujian ini menghasilkan *score* yang cenderung berbeda. Hal ini karena setiap data memiliki kesempatan yang sama untuk menjadi data latih maupun data uji. Sehingga setiap *fold* memiliki karakteristik yang cukup berbeda sehingga dihasilkan grafik seperti pada Gambar 5.3. Hasil akurasi tertinggi terdapat pada iterasi dan komposisi data ke-8 dengan *score* 75.72%. *Score* yang dihasilkan dari 10 kali iterasi menggunakan metode *k-fold cross validation* menghasilkan rata-rata akurasi 71.43%.
4. Dari persebarannya kata yang terdapat pada masing-masing kelas sentimen mengindikasikan konteks apa saja dominan dibahas pada komentar yang mengandung sentimen positif maupun negatif. Jika setiap kata pada Gambar 5.4 dikaitkan, kelas sentimen positif dominan membahas mengenai opini positif yang akan didapat jika kebijakan tersebut dilaksanakan. Seperti adanya kata tutup, tiktok, *shop*, dagang, pasar, toko, jual, larang. Kata-kata tersebut mengindikasikan respon positif terhadap adanya Kebijakan Penutupan TikTok Shop. Jika dikaitkan akan menghasilkan konteks pembahasan pada kelas sentimen positif dan menghasilkan kata 'tutup tiktok shop' itu sendiri serta hal-hal lain yang mengindikasikan respon positif terhadap kebijakan tersebut. Jika berkaca dari hal ini, 'Kebijakan Penutupan TikTok Shop' cenderung dibahas pada kelas sentimen positif.

## **BAB VI**

### **PENUTUP**

Bab ini memuat mengenai kesimpulan akhir penelitian dari hasil pengujian analisis sentimen terkait Kebijakan Penutupan TikTok Shop dengan menerapkan algoritma *Support Vector Machine Classifier* dan pembobotan *Term Frequency Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Selain itu bab ini juga memuat saran untuk kepentingan penelitian selanjutnya dengan topik serupa.

#### **6.1. Kesimpulan**

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, menghasilkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Algoritma *Support Vector Machine Classifier* dengan penerapan pembobotan *Term Frequency Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dapat diterapkan terhadap komentar mengenai Kebijakan Penutupan TikTok Shop pada platform Youtube dan menghasilkan akurasi yang cukup baik. Tahapan klasifikasi pada penelitian ini terdiri atas pelabelan data secara manual, *text preprocessing*, pembobotan TF-IDF, kemudian proses klasifikasi itu sendiri. Proses di dalam *text preprocessing* yang diterapkan meliputi *case folding*, *tokenization*, *stopwords removal*, dan *stemming*. Setelah proses *text preprocessing* dilakukan pembobotan *term* menggunakan TF-IDF dan dilanjutkan ke proses klasifikasi dengan algoritma *Support Vector Machine Classifier*. Dataset diklasifikasikan ke dalam kategori sentimen positif dan sentimen negatif.
2. Penggunaan jumlah data latih pada penelitian memberikan pengaruh terhadap akurasi yang dihasilkan. Mengacu pada hasil pengujian jumlah data latih, akurasi terbaik didapat dari penggunaan 700 data latih dengan 300 data uji yaitu sebesar 71%.
3. Pada penerapan pembobotan TF-IDF setelah diterapkannya *text preprocessing* memberi pengaruh pada peningkatan akurasi yang dihasilkan. Tanpa penerapan TF-IDF menghasilkan nilai akurasi sebesar 67%, sedangkan setelah diberi perlakuan TF-IDF menjadi 71%. Penerapan pembobotan TF-IDF juga memberi pengaruh pada peningkatan nilai *precision*, *recall*, serta *f-measure*. Hasil yang didapat setelah penerapan TF-IDF yaitu sebesar 71%, 71%, 71%.
4. Mengacu pada hasil pengujian yang telah dilakukan, hasil akurasi terbaik diperoleh menggunakan *Support Vector Machine Classifier*



dengan menerapkan *text preprocessing*, pembobotan TF-IDF, dan validasi data menggunakan *10-fold cross validation*. *Score cross validation* tertinggi yang didapat yaitu 75.72% dengan rata-rata 71.43%.

## 6.2. Saran

Beberapa hal yang dapat disarankan untuk kepentingan penelitian selanjutnya yaitu sebagai berikut:

1. Pelabelan secara manual lebih baik dilakukan oleh aktor ahli dengan jumlah lebih banyak untuk meminimalisir unsur subjektif dari label yang diberikan sehingga diperoleh hasil sentimen yang lebih akurat.
2. Pada proses *stemming* lebih baik menggunakan kamus yang lebih baik daripada yang disediakan oleh *library* Satrawi, karena terdapat beberapa kata yang memiliki penulisan sama tetapi memiliki makna berbeda (homograf) semisal sudah dalam bentuk kata dasar tetapi penulisannya dianggap mengandung imbuhan sehingga akan tetap ikut masuk ke dalam proses *stem*.
3. Untuk penelitian selanjutnya dapat diterapkan penambahan fitur selain *Term Frequency Inverse Document Frequency* (TF-IDF) seperti fitur *lexicon*, pembobotan ikon emosi, dan lain-lain.

## DAFTAR PUSTAKA

- Afriza, A., & Adisantoso, J. 2018. Metode Klasifikasi Rocchio untuk Analisis Hoax. *Jurnal Ilmu Komputer Agri-Informatika*.
- Antinasari, Prananda. 2017. Analisis Sentimen tentang Opini Film pada Dokumen Twitter berbahasa Indonesia menggunakan Naive Bayes Classifier dengan Perbaikan Kata Tidak Baku. S1. Universitas Brawijaya.
- Ayani, D. D., Pratiwi, H. S., & Muhandi, H. 2019. Implementasi *Web Scraping* untuk Pengambilan Data pada Situs *Marketplace*. *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi* Vol. 7.
- Feldman, R., & Sanger, J. 2007. The Text Mining Handbook: Advanced Approaches in Analyzing Unstructured Data. *Cambridge University Press*: New York.
- Fibrianda, M.F., & Bhawiyuga, A. 2018. Analisis Perbandingan Akurasi Deteksi Serangan pada Jaringan Komputer dengan Metode Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Teknologi Komputer*.
- Google Colab. (n. d.). *Frequently Asked Question*. [online] Google. Tersedia di: <<https://research.google.com/colaboratory/faq.html>> [Diakses 2 November 2023]
- Gumilang Z.A.N. 2018. Implementasi Naive Bayes Classifier dan Asosiasi untuk Analisis Sentimen Data Ulasan Aplikasi E-Commerce Shopee pada Situs Google Play. S1. Universitas Islam Indonesia.
- Han, J., & M. Kamber. 2001. Data Mining: Concepts and Techniques. *Morgan Kaufmann Publisher*. San Francisco.
- Indraloka, D. S., & Santosa, B. 2017. Penerapan *Text Mining* untuk Melakukan *Clustering* Data Tweet Shopee Indonesia. *Jurnal Sains dan Seni ITS* Vol. 6.
- Karmayasa, O., & Mahendra, I. B. 2010. Implementasi Vector Space Model dan Beberapa Notasi Metode Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) pada Sistem Temu Kembali Informasi. *Jurnal Program Studi Teknik Informatika Universitas Udayana*.

- Kemp, S., 2020. *Digital 2020 : 3.8 billion People use Social Media*. [online] Tersedia di: [https://wearesocial.com/blog/2020/01/digital-2020-3-8-billion-people-use-social media](https://wearesocial.com/blog/2020/01/digital-2020-3-8-billion-people-use-social-media)> [Diakses 2 November 2023].
- Patel B. & Shah, D. D. 2013. Significance of Stop Word Elimination in Meta Search Engine. *International Conference On Intelligent Systems and Signal Processing*, 52-55.
- Putra, E. 2019. Klasifikasi Sentimen Masyarakat terhadap Transgender Berdasarkan Komentar di Instagram menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. S1. Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
- Ratniasih, N.L., Sudarman, M., & Gunantara, N. 2017. Penerapan Text Mining dalam Spam Filtering untuk *Aplikasi Chat*. *Jurnal Teknologi Elektro*.
- Rozi, I. F., Pranomo, S. H., & Dahlan, E. A., 2012. Implementasi *Opinion Mining* Untuk Ekstraksi Data Opini Publik pada Perguruan Tinggi. *Electrics, Electronics, Communications, Controls, Informatics, Systems (EECCIS)*.
- Santosa, B., 2007. Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis. *Graha Ilmu*.
- Tempola, F Muhammad, M, & Khairan A 2018. Perbandingan Klasifikasi antara KNN dan Naive Bayes pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Case Validation. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 577-584.
- The Age, 2006. *Google closes \$A2b YouTube Deal*. [online] Tersedia di: <<https://www.theage.com.au/business/google-closes-2b-youtube-deal-2006-115-gdotv.html>> [Diakses 2 November 2023].
- Wati, R., 2016. Penerapan Algoritma Genetika untuk Seleksi Fitur pada Analisis Sentimen *Review* Jasa Maskapai Penerbangan menggunakan Naive Bayes. *Jurnal Evolusi*.