AITI: Jurnal Teknologi Informasi, Volume 23 No. 2 Juni 2026, 202-215
ISSN 1693-8348 E-ISSN 2615-7128
DOI: 10.24246/aiti.v23i2.202-215

JURNAL TEKNOLOGI INFORMASI

Analisis sentimen kebijakan Tabungan Perumahan Rakyat menggunakan model *Support Vector Machine* dan *Multinomial Naive Bayes*

Rani Angellica, Teguh Indra Bayu*
Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana
Jl. O. Notohamidjojo No. 1-10, Kota Salatiga, Jawa Tengah, Indonesia
Email: *teguh.bayu@uksw.edu

Riwayat Artikel		
Diterima:	Direvisi:	Disetujui:
31-12-2024	03-05-2025	28-05-2025

Abstract

TAPERA (Public Housing Savings) is a government program implemented on May 20, 2024, under Law No. 24 of 2020 and Government Regulation No. 21 of 2024. Since its introduction, this program has sparked public debate regarding its potential benefits, financial implications, and perceived disadvantages among citizens. This research analyzes public sentiment toward TAPERA by applying two machine learning algorithms: Support Vector Machine (SVM) and the Naïve Bayes algorithm. A total of 3,168 comments were collected from the YouTube platform and automatically labeled using the InSet Lexicon-based approach to classify sentiments into positive, neutral, and negative categories. The data were split into 80% for training and 20% for testing. Model performance was evaluated using a confusion matrix. The results indicate that SVM achieved 88.93% accuracy, outperforming Naïve Bayes, which achieved 65.39%. Furthermore, sentiment analysis reveals that negative sentiment dominates public opinion, followed by a substantial proportion of neutral sentiment. These findings highlight public concerns about TAPERA and demonstrate the effectiveness of SVM for sentiment classification.

***Keywords**: TAPERA, sentiment analysis, Support Vector Machine, Multinomial Naïve Bayes*

Abstrak

TAPERA (Tabungan Perumahan Rakyat) adalah program pemerintah yang diimplementasikan pada 20 Mei 2024, berdasarkan Undang-Undang No. 24 Tahun 2020 dan Peraturan Pemerintah No. 21 Tahun 2024. Sejak diluncurkan, program ini memicu perdebatan terkait manfaat, implikasi keuangan, serta kerugiannya bagi masyarakat. Penelitian ini menganalisis sentimen masyarakat terhadap TAPERA menggunakan dua algoritma *machine learning*, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan Naïve Bayes. *Dataset* sebanyak 3.168 komentar dikumpulkan dari *platform* YouTube dan diberi label secara otomatis menggunakan kamus pendekatan berbasis Inset Lexicon untuk mengklasifikasi sentimen positif, netral, dan negatif. Data dibagi menjadi 80% data latih (*training*) dan 20% data uji (*testing*). Kinerja model dievaluasi menggunakan *confusion matrix*. Hasil menunjukkan bahwa SVM mencapai akurasi yang lebih tinggi, sebesar 88,93%, dibandingkan dengan Naïve Bayes yang memperoleh 65,39%. Dari hasil analisis

sentimen didapatkan bahwa sentimen negatif mendominasi opini publik, diikuti oleh sentimen netral yang cukup signifikan. Hasil penelitian ini menyoroti kekhawatiran masyarakat terhadap TAPERA serta menunjukkan efektivitas SVM dalam analisis sentimen.

Kata kunci: TAPERA, analisis sentimen, *Support Vector Machine*, *Multinomial Naïve Bayes*

Pendahuluan

TAPERA atau Tabungan Perumahan Rakyat merupakan program yang disediakan oleh pemerintah berupa tabungan wajib bagi seluruh golongan masyarakat, tujuan program ini adalah untuk membantu masyarakat yang ingin memiliki hunian layak dengan penghasilan rendah [1]. Kebijakan ini berawal dari tahun 2016 dengan diperkenalkannya Undang-undang (UU) No.24 Tahun 2020 tentang Tabungan Perumahan Rakyat. Selanjutnya Peraturan Pemerintah (PP) No. 25 ditetapkan guna menyempurnakan UU tersebut, kemudian digantikan Peraturan Pemerintah (PP) No. 21 Tahun 2024. Berdasarkan regulasi tersebut, kriteria peserta TAPERA meliputi individu berusia 20 tahun yang telah bekerja paling singkat 12 bulan, memiliki penghasilan setidaknya Upah Minimum Regional (UMR), dan belum memiliki rumah. Program ini mencakup berbagai kelompok pekerja seperti Aparatur Sipil Negara (ASN), anggota Kepolisian Negara Republik Indonesia (Polri), pegawai Badan Usaha Milik Negara (BUMN), Badan Usaha Milik Daerah (BUMD), badan usaha milik desa, pekerja sektor swasta, hingga mandiri. Skema iuran ditetapkan sebesar 3 persen dari penghasilan, dengan rincian 2,5 persen ditanggung oleh pemberi kerja dan 0,5 persen oleh pekerja, adapun untuk pekerja mandiri atau lepas, iuran dibayarkan sepenuhnya oleh pekerja [2].

Namun, program ini juga menimbulkan berbagai tanggapan dari masyarakat. Salah satu perhatian yang muncul berkaitan dengan kesanggupan masyarakat dalam memenuhi kewajiban iuran, mengingat data dari Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2024 menunjukkan bahwa rata-rata upah buruh di Indonesia sebesar Rp 3.267.618 [2]. Nilai tersebut masih terbatas jika dibandingkan dengan kebutuhan biaya perumahan yang cenderung meningkat setiap tahunnya. Selain itu, melalui diskusi publik, berbagai pendapat juga disampaikan masyarakat melalui media sosial, salah satunya Youtube. *Platform* ini menjadi salah satu media sosial yang populer di Indonesia, dengan jumlah pengguna mencapai 139 juta orang atau 58,8 persen dari total populasi masyarakat Indonesia [3].

Dalam kasus TAPERA analisis sentimen sangat berguna bagi pemangku kebijakan, dengan analisis sentimen pendapat atau opini yang dituangkan masyarakat secara langsung melalui media sosial dapat dianalisis. Sentimen analisis, juga dikenal sebagai penggalian pendapat, yang merupakan proses otomatis untuk mengetahui, mengumpulkan dan memproses data teks guna mendapatkan pemahaman atau emosi yang termuat dalam teks pendapat seseorang [4]. Tujuan proses ini adalah untuk

mengetahui pendapat atau opini seseorang terhadap suatu permasalahan, apakah bersifat positif, negatif atau netral [5]. Analisis sentimen dapat menggunakan beberapa metode klasifikasi *text mining* seperti *Naïve Bayes Classifier, K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Support Vector Machine* (SVM) [6].

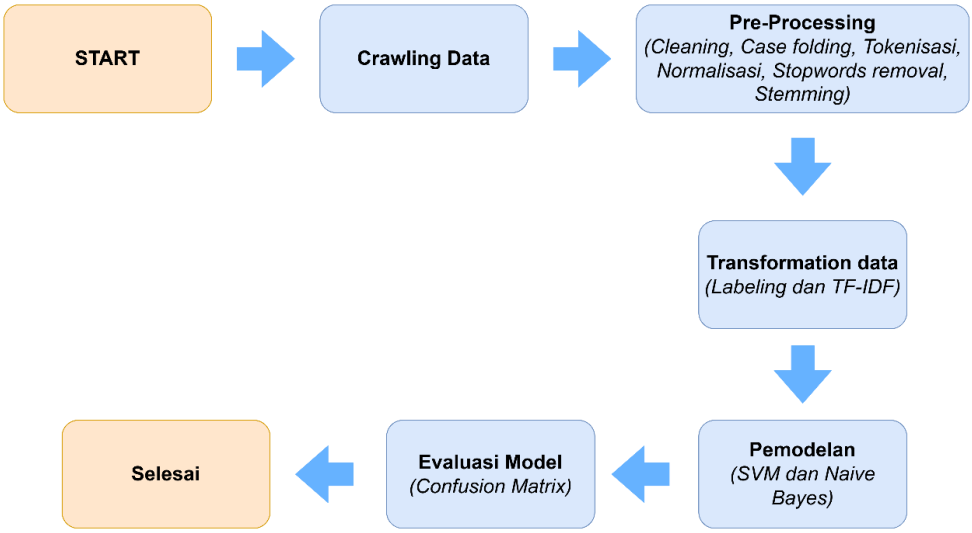
Naïve Bayes Classifier adalah algoritma terkenal dalam *machine learning*, metode ini beroperasi dengan memanfaatkan dokumen yang memiliki fitur dan label yang telah ditentukan sebelumnya [7]. Salah satu algoritma berdasarkan teorema Bayes adalah *Multinomial Naive Bayes* (MNB), MNB sangat cocok untuk pengklasifikasian fitur diskrit seperti klasifikasi teks, cara kerja MNB dengan mempertimbangkan *term* (kata) kunci, di mana frekuensi setiap kemunculan kata dihitung [8][9]. Pada penelitian sentimen analisis masyarakat terkait layanan *Paylater* pada *platform* X, algoritma *Naïve Bayes* mencapai akurasi sebesar 95 persen [10], Algoritma *Naïve Bayes* juga menghasilkan akurasi tinggi dalam penelitian analisis sentimen *user* aplikasi Kinemaster dengan tingkat akurasi sebesar 85 persen [11]. Kemudian di penelitian analisis sentimen dampak virus corona di *platform* X *Naïve Bayes* menunjukkan keunggulannya terhadap algoritma SVM dengan akurasi sebesar 81,07 persen sedangkan SVM 79,96 persen [12]. Pada penelitian analisis sentimen komentar terhadap kebijakan TAPERA di *platform* X, algoritma *Naïve Bayes* menghasilkan akurasi sebesar 96 persen [13]

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma dengan tingkat keberhasilan yang tinggi dalam permasalahan analisis sentimen, dengan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua belah kelas, metode ini mampu menghasilkan akurasi tinggi dalam menganalisis sentimen [14]. Pada penelitian analisis sentimen aplikasi Gojek, algoritma SVM memperoleh akurasi sebesar 87,98 persen sedikit lebih unggul dibandingkan dengan algoritma KNN yang hanya memperoleh akurasi sebesar 82,14 persen [15]. Pada penelitian analisis sentimen pengguna Google Meet, SVM dengan kernel *linear* mampu memperoleh akurasi 87,02 persen, sedangkan algoritma *Logistic Regression* memperoleh akurasi 85,17 persen. Hal ini menunjukkan bahwa SVM lebih unggul dibandingkan dengan *Logistic Regression* [16]. Kemudian di penelitian terdahulu mengenai analisis sentimen kebijakan TAPERA dari *platform* X dengan menggunakan metode SVM dan *Naïve Bayes*, SVM mencapai akurasi 84 persen sebelum *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) dan akurasi meningkat menjadi 93 persen setelah penerapan SMOTE sementara metode *Naïve Bayes* memperoleh akurasi 81 persen sebelum SMOTE dan setelah SMOTE 89 persen [6]. Tujuan dari penelitian ini adalah menganalisis sentimen publik terhadap kebijakan TAPERA berdasarkan komentar pengguna Youtube, serta membandingkan kinerja kedua algoritma SVM dan *Naive Bayes*, untuk mengetahui algoritma mana yang paling optimal dalam klasifikasi sentimen (positif, negatif dan netral) berdasarkan akurasi, *precision*, *recall* dan *f1-*

score, sehingga dapat memberikan rekomendasi metode terbaik dalam analisis sentimen terhadap isu kebijakan publik. Selain itu manfaat dari penelitian ini adalah mengetahui seberapa puas masyarakat terhadap kebijakan pemerintah, dari hasil analisis dapat memberikan informasi kepada pemerintah terhadap opini-opini masyarakat untuk bahan pertimbangan dalam membuat suatu kebijakan.

Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan beberapa tahapan dalam pengolahan data. Pada Gambar 1 akan menunjukkan alur penelitian. Pada tahap *crawling* data meliputi pengambilan data komentar dari *platform* Youtube, kemudian setelah *crawling* berlanjut ke tahap *pre-processing* yang meliputi enam langkah, yaitu *cleaning*, *case folding*, tokenisasi, normalisasi, *stopwords removal* dan *stemming*. Setelah data di *stemming* akan masuk tahap *transformation*, pada tahap ini meliputi dua tahap yaitu *labeling* dan TF-IDF, setelah itu akan masuk ke tahap *data mining* atau pemodelan yang menggunakan dua model yaitu SVM dan *Naïve Bayes.* Untuk evaluasi model menggunakan *confusion matrix.*



Gambar 1 Alur penelitian [17]

***Crawling*,** proses pengambilan data dilakukan dengan teknik *crawling* di Google Collab menggunakan pustaka Youtube API dan bahasa pemrograman *python* dari *platform* Youtube, dengan menggunakan kata kunci "TAPERA" sistem akan menampilkan beberapa video yang membahas tentang topik tersebut, kemudian dari salah satu video dengan judul "Tapera: Tambahan Penderitaan Rakyat" data yang dikumpulkan sebanyak 3200 data komentar, data tersebut yang akan digunakan sebagai data penelitian. Data yang berhasil dikumpulkan disimpan dalam format .csv dengan variabel tanggal *publish* komentar, *user publish*, *text display* dan jumlah *like* komentar.

Pre-Processing, tahap awal dalam mengolah data sentimen analisis adalah *pre-processing.* Tujuan dari proses ini yaitu memperbaiki struktur data yang akan diolah [18]. Tahap ini sangat diperlukan karena akan berdampak pada hasil akhir analisis. Pada *preprocessing* terdiri dari enam tahap, yaitu: (1) ***Cleaning***, menghapus URL, mention, hashtag, angka, tanda baca dan karakter non-huruf pada data komentar, contohnya "Tapera untuk dikorupsi ðŸ–•ðŸ–•ðŸ–•,0" menjadi "Tapera untuk dikorupsi". (2) ***Case folding****,* mengubah data komentar yang terdapat huruf kapital dan kecil akan dirapikan menjadi huruf kecil agar mempermudah proses *data mining*, contohnya "PELUANG KORUP" menjadi "peluang korup". (3) **Tokenisasi**, data yang sudah bersih dan rapi akan dipecah menjadi per kata atau token menggunakan *word_tokenize*() dari library *nltk*, sehingga data lebih mudah untuk ditemukan. Contohnya "ini tabungan rakyat" menjadi ["ini", "tabungan", "rakyat"]. (4) **Normalisasi**, mengubah kata tidak baku atau salah ejaan menurut KBBI menjadi bentuk baku dan sesuai ejaannya dengan kaidah KBBI menggunakan kamus *slang.csv* yang dibuat secara manual. Contohnya ["gimana kalo yg gajinya rendah"] menjadi ["bagaimana", "kalau", "yang", "gajinya", "rendah"]. (5) ***Stopwords removal****,* menghapus kata-kata yang tidak bermakna menggunakan *kamus.txt* yang dibuat secara manual, dengan membandingkan setiap kata dalam teks dengan daftar *stopwords* yang dimuat dari file *kamus.txt*. Contohnya ["bagaimana kalau yang gajinya rendah"] menjadi ["bagaimana gajinya rendah"]. (6) ***Stemming****,* menghapus imbuhan atau akhiran, menggunakan *library Sastrawi* yang dengan *StemmerFactory* dari modul *Sastrawi.Stemmer,* sehingga kata Kembali ke bentuk dasarnya, contohnya "menabung" menjadi "tabung".

Transformation data (***Labeling***)**,** memberi label data komentar pada kolom *stemming* menjadi tiga kategori yaitu positif, negatif dan netral menggunakan pendekatan *lexicon-based*, dengan memanfaatkan kamus sentimen dari GitHub *"Sentimen Bahasa"* yang berisi daftar kata positif dan negatif dalam bahasa Indonesia, sejenis dengan *INSET Lexicon.* Proses penentuan sentimen dilakukan dengan mencocokkan setiap kata apakah termasuk dalam kamus kata positif atau kamus kata negatif, misalnya kamus kata positif (baik, puas, senang) dan kamus kata negatif (buruk, kecewa, susah). Jika kata ditemukan dalam kamus, maka bobot kata tersebut akan dijumlahkan, dan dua skor akan dihasilkan yaitu *positive-score* dan *negative_score*. Jika *positive_score* > *negative_score*, maka label positif, jika *negative_score* > *positif_score*, maka label negatif, dan jika *positive_score* == *negative_score*, maka label netral.

Term Frequency-Inverse Document Frequency (***TF-IDF***)**,** memberi bobot pada teks atau kalimat untuk menentukan seberapa penting suatu kata dalam sebuah dokumen. *Term* atau kata dengan skor TF-IDF yang tinggi menandakan bahwa kata tersebut memiliki bobot dan dapat dikatakan inti atau pokok dari sebuah dokumen atau

data. Dalam penelitian ini perhitungan TF-IDF dilakukan dengan pendekatan *TfidfVectorizer* dari pustaka *scikit-learn* dengan parameter unigram (*ngram_range*=(1,1)), teknik *sublinear TF scaling*, dan *smoothed* IDF untuk stabilitas bobot. Pada perhitungan TF-IDF, nilai $(tf(t,d)$ merepresentasikan frekuensi kemunculan *term* t dalam dokumen d, sementara N mengindikasikan jumlah keseluruhan dokumen dalam korpus, $df(t)$ mengacu pada jumlah dokumen d yang mengandung *term* t. Penambahan konstanta 1 dilakukan untuk mencegah nilai tidak terdefinisi akibat pembagian dengan nol, serta memberi bobot minimum bagi *term* yang muncul di seluruh dokumen. Untuk menghitung *term frequency* (TF), *Inverse Document Frequency* (IDF), dan TF-IDF digunakan Persamaan (1), (2), dan (3).

$$TF(t,d) = \frac{\text{Jumlah kemunculan } t \text{ dalam } d}{\text{jumlah total } t \text{ dalam } d} \quad (1)$$

$$IDF(t) = \log \frac{N}{df(t)} \quad (2)$$

$$TF - IDF(t,d) = \left(1 + \log\left(tf(t,d)\right) \times (\log(N+1)/(df(t)+1)) + 1\right) \quad (3)$$

***Data Mining* (*pemodelan SVM dan Naïve Bayes*),** membandingkan kinerja masing-masing algoritma yaitu, SVM dan *Naïve Bayes* berdasarkan tingkat akurasi model, *precision*, *recall* dan *f1-score.* Data yang sudah melewati proses *pre-processing* hingga *transformation*, kemudian dibagi dengan proporsi*,* 80 persen untuk data *training* dan 20 persen untuk data *testing*.

(1) ***Support Vector Machine* (SVM)**, dengan memanfaatkan pendekatan untuk menemukan *hyperplane* terbaik, metode SVM menjadi salah satu metode klasifikasi yang kerap diterapkan dalam analisis data *mining* maupun *text mining* [14]. Dalam penelitian ini SVM menggunakan pendekatan *multi-class,* data diklasifikasikan menjadi tiga kelas yaitu positif, negatif dan netral. Secara umum, SVM dirancang untuk menangani kasus klasifikasi biner, namun dengan pendekatan *One-vs-Rest* (OvR) atau *One-Against-All* (OAA), SVM dapat diperluas untuk menangani kasus *multi-class* [17]. Setiap data latih direpresentasikan sebagai vektor fitur $x_i \in R^d$, dengan d menyatakan dimensi fitur hasil transformasi dan label kelas sebagai $y_I \in positif, negatif, netral$. Dengan $i = 1, 2, 3, \ldots, n$ di mana n merupakan jumlah data latih. Cara kerja SVM yaitu dengan mencari *hyperplane* optimal yang memisahkan masing-masing kelas dari kelas lainnya dengan margin maksimum. Secara sistematis, *hyperplane* digambarkan dalam bentuk Persamaan (4).

$$f(x) = \vec{w}^T x + b \quad (4)$$

di mana $\vec{w}$ menentukan orientasi *hyperplane*, sedangkan bias b mengatur posisi *hyperplane* terhadap asal, dan x merupakan vektor input. Dalam kasus *multi-class*,

keputusan akhir ditentukan berdasarkan skor dari setiap model OvR. Kelas dengan nilai fungsi tertinggi akan dipilih model sebagai hasil akhir prediksi, yang dirumuskan di Persamaan (5).

$$\hat{y} = arg \max_{k} f_k(x) \tag{5}$$

(2) ***Naïve Bayes****,* salah satu pendekatan yang umum digunakan dalam kasus sentimen analisis karena cara kerja *Naïve Bayes* mengelompokkan objek berdasarkan ciri-cirinya menggunakan dasar probabilitas [6]. Dalam metode MNB, proses klasifikasi dilakukan dengan memilih kelas $\hat{c}$ yang memiliki nilai probabilitas tertinggi berdasarkan Persamaan (6).

$$arg \max_{c \in C} P(c) \cdot \Pi_{i=1}^{n} P(t_i \mid c)^{f_{i,d}} \tag{6}$$

di mana $P(c)$ merupakan probabilitas awal dari kelas c, t_i merupakan kata ke-i dalam dokumen, $f_{i,d}$ merupakan frekuensi kemunculan kata t_i dalam dokumen d, dan $P(t_i \mid c)$ adalah probabilitas kata t_i muncul dalam kelas c. MNB mengasumsikan bahwa setiap kata dalam dokumen bersifat independen dan peluangnya dikalikan dengan semua kata untuk memperoleh skor akhir bagi setiap kelas, kemudian kelas akan dipilih berdasarkan skor tertinggi sebagai hasil klasifikasi.

Evaluasi, analisis ini menggunakan *confusion matrix* sebagai evaluasi model, *confusion matrix* berfungsi mengukur akurasi model dalam melakukan prediksi sentimen [19]. Pada Tabel 1 merupakan cara kerja *confusion matrix* dalam perbandingan hasil klasifikasi dengan prediksi model. TP (*True Positive*) merupakan total data positif yang berhasil diklasifikasikan model dengan benar, TN (*True Negative*) merupakan total data negatif yang salah diklasifikasikan oleh model, FP (*False Positive*) merupakan total data negatif yang salah diklasifikasikan oleh model sebagai data *positive*, FN (*False Negative*) merupakan total data *positive* yang salah diklasifikasikan sebagai data *negative* oleh model, FNt (*False Netral*) merupakan total data netral yang salah diklasifikasikan oleh model ke dalam kategori positif atau negatif, TNt (*True Netral*) merupakan total data netral yang benar diklasifikasikan oleh model [17].

Tabel 1 *Confusion matrix* [17]

Aktual	**Klasifikasi**		
	Positif	**Negatif**	**Netral**
Positif	TP (*True Positive*)	FN (*False Negative*)	FNt (*False Netral*)
Negatif	FP (*False Positive*)	TN (*True Negative*)	FNt (*False Netral*)
Netral	FP (*False Positive*)	FN (*False Negative*)	TNt (*True Netral*)

Perhitungan proporsi prediksi yang akurat terhadap total data uji memberikan indikasi mengenai sejauh mana kinerja model secara keseluruhan. *Precision*

merupakan pengukuran banyaknya nilai prediksi *true positive* dengan perbandingan total prediksi positif yang dihasilkan model. *Recall* merupakan pengukuran sensitivitas model terhadap kelas tertentu. *F1-score* merupakan nilai harmonis *recall* dan *precision*, yang berguna untuk mengetahui jika ada ketidakseimbangan data [6]. *Accuracy* merupakan rasio klasifikasi benar pada seluruh total data. Persamaan (7) merupakan rumus perhitungan *accuracy.*

$$Accuracy = \frac{TP + TN + TNt}{TP + TN + TNt + FP + FN + FNt} \times 100\% \quad (7)$$

Precision merupakan rasio antara klasifikasi benar positif dibandingkan dengan prediksi total hasil yang diprediksi benar positif, ditulis dalam Persamaan (8).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (8)$$

Recall merupakan rasio klasifikasi benar positif dibandingkan dengan seluruh total data benar positif, ditulis dalam Persamaan (9).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (9)$$

F1-Score merupakan rata-rata perbandingan antara *precision* dan *recall* yang dibobotkan, ditulis dalam Persamaan (10).

$$F1 - Score = 2 \times \frac{recall\ x\ precision}{recall + precision} \times 100\% \quad (10)$$

Hasil dan Pembahasan

Pada proses *text processing* data dibersihkan dari duplikat, elemen-elemen yang tidak penting dan data kosong. Data yang semula 3200 menjadi 2485 dataset valid yang akan digunakan dalam penelitian. Tahapan *pre-processing* meliputi enam tahap yaitu *cleaning, case folding,* tokenisasi, normalisasi, *stopwords removal* dan *stemming*. Hasil dari *pre-processing text* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil *pre-processing*

Tahapan	Hasil *Pre-processing*
Ulasan	Diluar negeri BAYAR pajak.tpKETIKA UDH TIDAK PRODUKTIF PEMERINTAH MEMANGUNG BIAYA HIDUP. Kalau disini BAYAR PAJAK,udh tua tidak produktif,mau mati mau sekarat di ialan.pemerintah mah pura2 buta.. konyol ini negara
Cleaning	Diluar negeri BAYAR KETIKA UDH TIDAK PRODUKTIF PEMERINTAH MEMANGUNG BIAYA HIDUP kalau disini BAYAR

Tahapan	Hasil *Pre-processing*
	PAJAK udh tua tidak produktif mau mati mau sekarat di ialan pemerintah mah pura buta konyol ini negara
Case folding	diluar negeri bayar ketika udh tidak produktif pemerintah memangung biaya hidup kalau disini bayar pajak udh tua tidak produktif mau mati mau sekarat di ialan pemerintah mah pura buta konyol ini negara
Tokenisasi	['diluar', 'negeri', 'bayar', 'ketika', 'udh', 'tidak', 'produktif', 'pemerintah', 'memangung', 'biaya', 'hidup', 'kalau', 'disini', 'bayar', 'pajak', 'udh', 'tua', 'tidak', 'produktif', 'mau', 'mati', 'mau', 'sekarat', 'di', 'ialan', 'pemerintah', 'mah', 'pura', 'buta', 'konyol', 'ini', 'negara']
Normalisasi	['diluar', 'negeri', 'bayar', 'ketika', 'sudah', 'tidak', 'produktif', 'pemerintah', 'menanggung', 'biaya', 'hidup', 'kalau', 'disini', 'bayar', 'pajak', 'sudah', 'tua', 'tidak', 'produktif', 'mau', 'mati', 'mau', 'sekarat', 'di', 'jalan', 'pemerintah', 'pura', 'buta', 'aneh', 'ini', 'negara']
Stopwords removal	['produktif', 'pemerintah', 'menanggung', 'biaya', 'hidup', 'bayar', 'pajak', 'tua', 'produktif', 'mati', 'sekarat', 'jalan', 'pemerintah', 'buta', 'aneh', 'negara']
Stemming	produktif pemerintah tanggung biaya hidup bayar pajak tua produktif mati sekarat jalan pemerintah buta aneh negara

Tahap pelabelan dilakukan dengan mengklasifikasikan data dalam tiga kategori yaitu: positif, negatif dan netral. Proses ini dilakukan menggunakan pendekatan *lexicon-based* dan memanfaatkan kamus kata *positive.tsv* dan *negative.tsv* dari GitHub "Sentimen Bahasa", setiap kata dalam data akan dicocokkan dengan kamus dan akan dihitung bobotnya. Contoh kalimat: ["program", "sangat", "membantu", "membuat", "masyarakat", "senang"], maka label positifnya adalah membantu = +1 dan senang = +1, sehingga total skornya adalah 2. Jadi *positif_score* > *negatif_score*, sehingga labelnya adalah positif karena tidak ditemukan kata negatif dalam kalimat tersebut. Contoh kalimat yang lain: ["kebijakan", "sangat", "menyusahkan", "tidak", "adil", "bagi", "pekerja"], maka label negatifnya adalah menyusahkan = -1, tidak = -0,5, dan adil = +0,5, sehingga total skornya adalah -1,5-(+0,5) = 1. Jadi *negatif_score* > *positif_score*, sehingga labelnya adalah negatif, karena kata positif bobotnya lebih kecil daripada kata negatif. Jika pada suatu kalimat skor positif dan skor negatif sama besar maka labelnya adalah netral. Hasil pelabelan bisa dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil pelabelan

Ulasan (hasil *stemming*)	Hasil pelabelan
Percaya korupsi triliun bungkam	negatif
setuju tapera mantap	positif
waduh beli tanah insya allah rumah bangun rumah	netral

Pembobotan TF-IDF, setelah kata diberi label, selanjutnya kata akan diberi bobot dengan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (*TF-IDF*). Hasil dari pembobotan dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil pembobotan TF-IDF

Ulasan (hasil *stemming*)	tapera	sembarang	tabung	rakyat	derita	peras
tapera sembarang peras rakyat	0,226	0,674	0	0,214	0	0,476
tabung peras rakyat	0	0	0,501	0,358	0	0,787
tapera tabung derita rakyat	0,374	0	0,495	0,353	0,699	0

Nilai TF-IDF pada Tabel 4 mencerminkan seberapa penting suatu *term* dalam sebuah data atau kalimat, misalnya pada kalimat *"tabung peras rakyat"* kata *"peras"* memiliki bobot tertinggi dari kata lainnya, hal ini menandakan kata *"peras"* memberikan kontribusi yang signifikan terhadap karakteristik unik kalimat atau dokumen tersebut. Namun perlu digarisbawahi juga bahwa kata *"tabung"* memiliki bobot yang rendah dibanding dengan *"peras"*, padahal kata tersebut sering muncul dalam beberapa dokumen. Hal ini menandakan bahwa kata *"tabung"* memiliki frekuensi relatif tinggi dalam korpus atau terlalu sering muncul di banyak dokumen, sehingga tereduksi oleh IDF. Dengan demikian TF-IDF tidak hanya menunjukkan frekuensi *term* dalam dokumen, tetapi juga mempertimbangkan sejauh mana kata tersebut menjadi pembeda terhadap dokumen lain. Setelah melalui proses *pre-processing,* pelabelan dan pembobotan dengan TF-IDF, maka selanjutnya data akan diproses untuk klasifikasi sentimen dengan pemodelan SVM dan *Multinomial Naïve Bayes.*

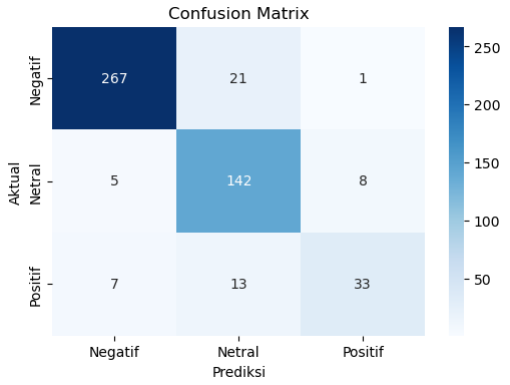
Dengan pembagian data 80:20, dihasilkan 1988 sebagai data latih dan 497 sebagai data uji. Pada model SVM digunakan kernel linear didasarkan pada kemampuannya dalam efisiensi dan kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi seperti representasi fitur dari teks hasil ekstraksi TF-IDF. Nilai parameter *C*=1,0 digunakan untuk menjaga keseimbangan antara kompleksitas dan kemampuan generalisasi model. Untuk model *Naïve Bayes* digunakan jenis *Multinomial Naïve bayes*, didasarkan pada efektivitasnya dalam menangani data berupa representasi frekuensi kata seperti TF-IDF, selain itu model ini juga diterapkan beberapa parameter untuk menunjang kinerjanya, seperti *alpha*=0,5 untuk mengontrol *smoothing Laplace*, *n-gram*(1,2) untuk mempertimbangkan kata tinggal (*unigram*) dan dua kata berurutan (*bigram*).

Tabel 5 *Confusion matrix* SVM dan *Multinomial Naive Bayes*

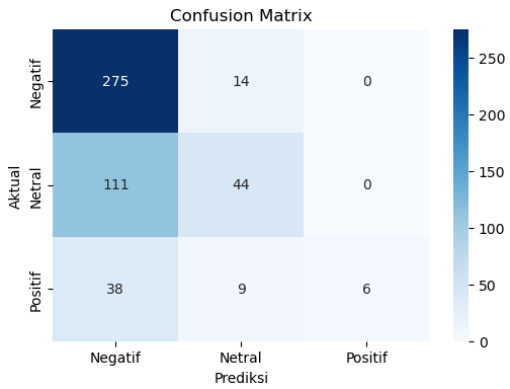
Algoritma	Perbandingan Hasil			
	Accuracy	***Recall***	***Precision***	***f1-score***
SVM	88,93%	83,93%	89,19%	88,84%
Multinomial Naïve Bayes	65,39%	28,39%	75,86%	59,00%

Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix,* model akan menghitung nilai akurasi, *precision, recall* dan *f1-score.* Perbandingan antara SVM dan *Naïve Bayes* dilakukan berdasarkan hasil matriks tersebut untuk menilai kinerja kedua

algoritma dalam kasus analisis sentimen. Dari hasil evaluasi model SVM menggunakan *confusion matrix*, dengan proporsi data 80:20 menghasilkan *accuracy* 88,93 persen menunjukkan bahwa prediksi model 88 persen tepat, dengan tingkat kesalahan yang rendah dalam mengklasifikasikan sentimen dalam tiga kelas, *precision* 89,19 persen menandakan model mampu menghasilkan prediksi dengan keakuratan tinggi dengan hasil FN (*False Negative*) dan FP (*False Positive*) yang rendah, *recall* 83,93 persen menunjukkan bahwa model cukup sensitif terhadap pengenalan semua *instance* dari kelas target yang sebenarnya, meskipun ada sedikit *instance* yang masih gagal dikenali, dan *f1-score* 88,84 persen menunjukkan bahwa *precision* dan *recall* seimbang, antara kemampuan model dalam menghindari kesalahan FN (*False Negative*) dan FP (*False Positive*). Hasil evaluasi MNB menunjukkan *accuracy* 65,39 persen menunjukkan sekitar dua per tiga dari total *instance* yang diuji tidak berhasil diklasifikasikan dengan benar, *precision* 75,86 persen menunjukkan bahwa presisi model cukup tinggi, namun ketimpangan dengan *recall* 28,39 persen yang menunjukkan bahwa banyak kelas yang tidak terdeteksi oleh model, akibat dari ketidakseimbangan *recall* dan *precision* maka nilai *f1-score* hanya 59 persen lebih rendah dari SVM, yang menunjukkan bahwa ketidaktepatan dan ketidakakuratan model dalam memprediksi kelas-kelas sentimen. Matriks perbandingan antara SVM dan MNB dapat dilihat pada Gambar 3 dan Gambar 4.



Gambar 3 *Confusion matrix* SVM



Gambar 4 *Confusion matrix Multinomial Naive Bayes*

Pada *confusion matrix* SVM, didapat TP (*True Positive*) = 33, TN (*True Negative*) = 267, TNt (*True Netral*) = 142, FP (*False Positive*) = 9, FN (*False Negative*) = 12, FNt (*False Netral*) = 34. Sementara pada MNB, didapat TP (*True Positive*) = 6, TN (*True Negative*) = 275, TNt (*True Netral*) = 44, FP (*False Positive*) = 0, FN (*False Negative*) = 149, FNt (*False Netral*) = 23. Dari Gambar 3 dan 4 menunjukkan bahwa prediksi model MNB kurang maksimal dalam prediksi kelas sehingga kelas negatif lebih tinggi yaitu 275 data *True Negative* dan sisanya diprediksi sebagai data netral 44 dan positif 6.

Dari klasifikasi sentimen yang telah dilakukan, terdapat lebih banyak data Negatif daripada data Positif dan Netral, hal ini menunjukkan bahwa mayoritas opini masyarakat di Indonesia masih kurang puas terhadap kebijakan TAPERA yang diusulkan oleh Pemerintah, meskipun terdapat mayoritas sentimen negatif, terdapat juga sentimen netral yang cukup signifikan, menandakan bahwa tidak semua kurang puas dengan kebijakan tersebut, melainkan masih menunggu kepastian positif dari Pemerintah mengenai kebijakan tersebut.

Simpulan

Penelitian ini berhasil membandingkan kedua algoritma SVM dan *Naïve Bayes* berdasarkan *accuracy, precision, recall* dan *f1-score* pada masing-masing algoritma. SVM dengan *accuracy* 88,93 persen, *recall* 89,19 persen*, precision precision* 89,19 persen*, dan f1-score* 88,84 persen, sementara *Multinomial Naïve Bayes accuracy* 65,39 persen, *precision* 75,86 persen, *recall* 28,39 persen, dan *f1-score* 59 persen. Dengan masing-masing nilai *confusion matix* model SVM, TP (*True Positive*) = 33, TN (*True Negative*) = 267, TNt (*True Netral*) = 142, FP (*False Positive*) = 9, FN (*False Negative*) = 12*,* FNt (*False Netral*) = 34. Sementara pada MNB, didapat TP (*True Positive*) = 6, TN (*True Negative*) = 275, TNt (*True Netral*) = 44, FP (*False Positive*) = 0, FN (*False Negative*) = 149, FNt (*False Netral*) = 23.

Dari perbandingan kedua metode, algoritma SVM lebih unggul dibanding dengan algoritma *Multinominal Naïve Bayes* dalam kasus klasifikasi sentimen, selain itu model SVM juga unggul dalam klasifikasi *multi-class.* Dengan sentimen mayoritas negatif dari kedua klasifikasi model, dapat disimpulkan bahwa masyarakat belum puas dengan adanya kebijakan TAPERA, namun di sisi lain sentimen netral cukup signifikan, artinya tidak semua masyarakat tidak menyetujui kebijakan tersebut, melainkan masih perlu untuk ditinjau lebih dalam, sehingga terdapat kepuasan antara kedua belah pihak.

Untuk penelitian berikutnya diharapkan dapat mengeksplorasi penerapan metode klasifikasi lain seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM), *K-Nearest Neighbors* (KNN), *Random Forest* atau metode klasifikasi lainnya serta untuk mendapatkan hasil yang maksimal, selain itu untuk meningkatkan performa klasifikasi model yang digunakan saat ini, disarankan dapat menggabungkan kedua model atau model klasifikasi bertingkat (*stacking*) untuk melatih model baru sebagai model untuk klasifikasi sentimen seperti *Logistic Regression* sebagai *meta-model*. Selanjutnya dengan memvariasikan jumlah data dan pembagian data *training* dan *testing* yang berbeda untuk mendapatkan hasil yang lebih baik.

Daftar Pustaka

[1] A. Caesarrani, L. Denta, and M. D. R. Fajar, "Analisis Yuridis Penerapan Tabungan Perumahan Rakyat (Tapera) Dalam Perspektif Asas Keadilan," *INNOVATIVE : Journal of Social Science Research*, vol. 4, no. 3, pp. 18410–18424, 2024.

[2] Badan Pusat Statistik, "Rata-Rata Upah/Gaji (Rupiah), 2024," bps.go.id. Accessed: Apr. 29, 2025. [Online]. Available: https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/mtuymsmy/rata-rata-upah-gaji--rupiah-.html

[3] C. M. Annur, "10 Negara Dengan Jumlah Pengguna Youtube Terbanyak di Dunia (Oktober 2023)," Databoks. Accessed: Dec. 02, 2024. [Online]. Available: https://databoks.katadata.co.id/teknologi-telekomunikasi/statistik/08ebe16c8ac6904/indonesia-peringkat-keempat-pengguna-youtube-terbanyak-dunia

[4] I. Kurniawan, *et al.*, "Perbandingan Algoritma Naive Bayes Dan SVM Dalam Sentimen Analisis Marketplace Pada Twitter," *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, vol. 10, no. 1, pp. 731–740, 2023.

[5] A. S. Rusydiana and L. Marlina, "Analisis Sentimen Terkait Sertifikasi Halal," *Journal of Economics and Business Aseanomics*, vol. 5, no. 1, pp. 69–85, 2020, [Online]. Available: http://academicjournal.yarsi.ac.id/jeba

[6] A. M. Rizqiyah and I. K. D. Nuryana, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan Iuran Tabungan Perumahan Rakyat (Tapera) Pada Platform X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine," *Journal of Emerging Information Systems and Business Intelligence*, vol. 5. no. 3, pp. 11-19, 2024.

[7] W. Wahyuni, "Analisis Sentimen Terhadap Opini Feminisme Menggunakan Metode Naive Bayes," *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, vol. 4, no. 4, pp. 148–153, Sep. 2022, doi: 10.37034/infeb.v4i4.162.

[8] M. A. Java, M. Syafrullah, W. Windarto, and P. Painem, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Threads Pada Google Play Store Menggunakan Multinomial Naive Bayes Dan Support Vector Machine," *Jurnal TICOM: Technology of Information and Communication*, vol. 12, no. 2, pp. 75–80, 2024.

[9] Z. B. Toyibah, Y. N. Putri, P. Puandini, Z. M. Widodo, and A. T. Ni'mah, "Perbandingan Kinerja Algoritma Multinomial Naïve Bayes dan Logistic Regression pada Analisis Sentimen Movie Ratings IMDB," *Jurnal Ilmiah Edutic : Pendidikan Dan Informatika*, vol. 10, no. 2, pp. 181–189, Nov. 2024, doi: 10.21107/edutic.v10i2.28150.

[10] A. Safira and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Paylater Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Sistem Informasi*, vol. 5, no. 1, pp. 59-70, 2023.

[11] K. Kevin, M. Enjeli, and A. Wijaya, "Analisis Sentimen Pengunaaan Aplikasi Kinemaster Menggunakan Metode Naive Bayes," *Jurnal Ilmiah Computer Science*, vol. 2, no. 2, pp. 89–98, Jan. 2024, doi: 10.58602/jics.v2i2.24.

[12] C. F. Hasri and D. Alita, "Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine Pada Analisis Sentimen Terhadap Dampak Virus Corona Di Twitter," *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak* (*JATIKA*), vol. 3, no. 2, pp. 145–160, 2022.

[13] E. D. Harahap and R. Kurniawan, "Analisis Sentimen Komentar Terhadap Kebijakan Pemerintah Mengenai Tabungan Perumahan Rakyat (TAPERA) Pada Aplikasi X Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Jurnal Teknik Informatika Unika ST. Thomas* (*JTIUST*), vol. 9, no. 1, pp. 2657–1501, 2024.

[14] E. Suryati, S. Styawati, and A. A. Aldino, "Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Ekstraksi Fitur Model Word2vec Text Embedding Dan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 96–106, 2023, doi: 10.33365/jtsi.v4i1.2445.

[15] M. N. Muttaqin and I. Kharisudin, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Gojek Menggunakan Metode Support Vector Machine dan K Nearest Neighbor," *UNNES Journal of Mathematics*, vol. 10, no. 2, pp. 22–27, 2021.

[16] A. Novantika, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Video Conference Google Meet Menggunakan Metode SVM Dan Logistic Regression," *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, vol. 5, pp. 808–813, 2022.

[17] N. G. A. Dasriani, L. A. G. Pariandi, and I. M. Y. Dharma, "Analisis Sentimen Program Jaminan Kesehatan Nasional Menggunakan Multiclass Support Vector Machine," *BIOS : Jurnal Teknologi Informasi Dan Rekayasa Komputer*, vol. 6, no. 1, pp. 20–30, Nov. 2024, doi: 10.37148/bios.v6i1.136.

[18] M. Apriliyani, *et al.*, "Implementasi Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Duolingo Di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *AITI: Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 21, no. 2, pp. 298–311, 2024.

[19] N. Hendrastuty, A. R. Isnain, and A. Y. Rahmadhani, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Program Kartu Prakerja Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine," *Jurnal Informatika : Jurnal Pengembangan IT* (*JPIT*), vol. 6, no. 3, pp. 150–155, 2021.