

Analisis Sentimen Kepercayaan Masyarakat Terhadap Polisi Republik Indonesia Menggunakan Metode Klasifikasi Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor (KNN)

Taufik Satria Nugraha¹, Azmi Taqiyudin²

^{1,2}Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Jenderal Soedirman, Indonesia
NIM : ¹H1D020028, ²H1D020046

Email: ¹taufik.nugraha@mhs.unsoed.ac.id, ²azmi.taqiyudin@mhs.unsoed.ac.id
(Artikel dikirimkan tanggal : 08-12-2022)

Abstrak

Kepuasan masyarakat terhadap kinerja Kepolisian Negara Republik Indonesia (Polri) merupakan bagian penting, salah satu indikator penentu keberhasilan Polri. Baik buruknya Polri tidak hanya ditentukan ukuran yang ditetapkan secara internal, namun juga ditentukan oleh kepuasan masyarakat terhadap kinerja Polri. Tingkat kepercayaan masyarakat terhadap kinerja Polri telah menunjukkan peningkatan dari tahun ke tahun, ditunjukkan oleh beberapa hasil survei yang dilakukan, baik oleh lembaga survei eksternal (Indo Barometer dan Litbang Kompas) maupun Puslitbang Polri, menunjukkan beberapa layanan kepolisian yang dirasakan publik masih kurang. Analisis sentimen adalah *text mining* yang menganalisis dan mengekstraksi informasi yang bersifat subjektif dan dapat membantu pihak yang membutuhkan. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui opini masyarakat terhadap polisi di *Twitter* berdasarkan tiga klasifikasi, yaitu positif, netral, dan negatif. Metode Naive Bayes dan KNN dipilih karena tingkat akurasi yang tinggi, mudah untuk dipahami, dan memiliki cepat dalam mengklasifikasi data. Pemodelan klasifikasi Naive Bayes dengan feature extraction model BOW mendapatkan score *accuracy* sebesar 0.96, *precision* sebesar 0.96, *recall* sebesar 0.96 dan *F1 Score* sebesar 0.95. Pada hasil penelitian ini menunjukan bahwa model Naive Bayes mampu melakukan klasifikasi sentimen analisis kepercayaan masyarakat terhadap polisi pada *twitter* ditunjukkan dari hasil evaluasi yang baik.

Kata kunci: Analisis, Klasifikasi Sentimen, Twitter, Naive Bayes, KNN, Kinerja, Polisi.

Analysis of Public Trust Sentiment in the Police of the Republic of Indonesia Using the Naive Bayes and K-Nearest Neighbor (KNN) Classification Methods

Abstract

Public satisfaction with the performance of the Indonesian National Police (Polri) is an important part, one of the indicators determining the success of the Police. The goodness or badness of Polri is not only determined by the standards set internally, but also determined by public satisfaction with Polri's performance. The level of public trust in Polri's performance has shown an increase from year to year, as indicated by several survey results conducted, both by external survey agencies (Indo Barometer and Kompas Research and Development Center) and the National Police Research and Development Center, indicating that some police services are felt by the public to be lacking. Sentiment analysis is text mining that analyzes and extracts information that is subjective and can help those in need. This study aims to determine public opinion towards the police on Twitter based on three classifications, namely positive, neutral, and negative. The Naive Bayes and KNN methods were chosen because of their high level of accuracy, easy to understand, and fast in classifying data. Naive Bayes classification modeling with the BOW feature extraction model obtained an accuracy score of 0.96, a precision of 0.96, a recall of 0.96 and an F1 score of 0.95. The results of this study indicate that the Naive Bayes model is able to classify sentiment analysis of public trust in the police on Twitter as shown by the good evaluation results.

Keywords: Classification, Analisis, Sentiment, Twitter, Naive Bayes, KNN, Performance, Police.

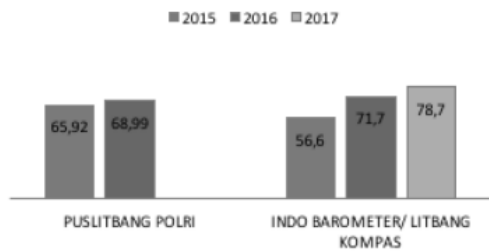
1. PENDAHULUAN

Kepuasan masyarakat terhadap kinerja Kepolisian Negara Republik Indonesia (Polri) merupakan bagian penting, salah satu indikator penentu keberhasilan Polri[1]. Baik buruknya Polri tidak hanya ditentukan ukuran yang ditetapkan secara

internal, namun juga ditentukan oleh kepuasan masyarakat terhadap kinerja Polri. Tingkat kepercayaan masyarakat terhadap kinerja Polri telah menunjukkan peningkatan dari tahun ke tahun, ditunjukkan oleh beberapa hasil survei yang dilakukan, baik oleh lembaga survei eksternal (Indo Barometer dan Litbang Kompas) maupun Puslitbang

2 Artikel Ilmiah Informatika UNSOED

Polri, menunjukkan beberapa layanan kepolisian yang dirasakan publik masih kurang, diilustrasikan pada Diagram 1.1



Sumber: Laporan penelitian tentang Tingkat Kepercayaan Masyarakat terhadap Kinerja Polri tahun 2017;

Menurut [2], text mining dapat didefinisikan secara luas sebagai suatu proses menggali informasi dimana seorang user berinteraksi dengan sekumpulan dokumen menggunakan tools analisis yang merupakan komponen-komponen dalam data mining yang salah satunya adalah kategorisasi.

Twitter adalah sebuah situs jejaring sosial yang sedang berkembang pesat saat ini karena pengguna dapat berinteraksi dengan pengguna lainnya dari komputer ataupun perangkat mobile mereka dari manapun dan kapanpun[3]. Setelah diluncurkan pada Juli 2006, jumlah pengguna Twitter meningkat sangat pesat. Pada September 2010, diperkirakan jumlah pengguna Twitter yang terdaftar sekitar 160 juta pengguna [4]. Sedangkan Di Indonesia istilah “polisi” dikemukakan oleh salah satu pakar ilmu hukum yang bernama Dr.Sadjijono, menurut [5] istilah “polisi” adalah sebagai organ atau lembaga pemerintah yang ada dalam negara, sedangkan istilah “Kepolisian” adalah sebagai organ dan sebagai fungsi. Sebagai organ, yakni suatu lembaga pemerintahan yang terorganisasi dan terstruktur dalam organisasi negara[6]. Sedangkan sebagai fungsi, yakni tugas dan wewenang serta tanggungjawab lembaga atas kuasa undang-undang untuk menyelenggarakan fungsinya, antara lain memelihara keamanan dan ketertiban masyarakat, penegakan hukum, perlindungan, pengayom dan pelayan masyarakat[7].

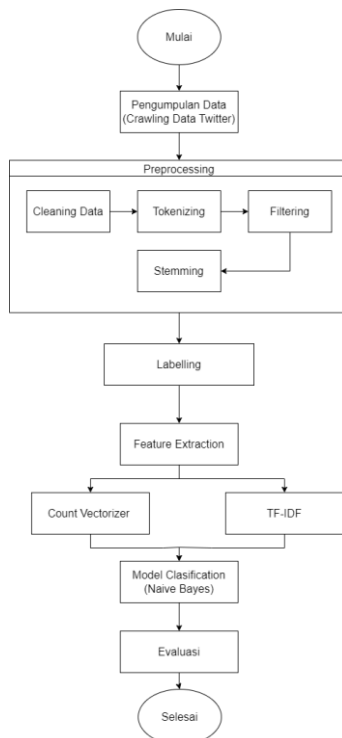
Media sosial *Twitter* pada saat ini menjadi aplikasi yang digemari oleh pengguna internet di berbagai kalangan. Riset pada tahun 2022 menyebutkan bahwa di Indonesia tercatat sebanyak 18,450 juta pengguna *Twitter*. Banyaknya *netizen* memberikan opini melalui cuitan, komentar, atau kritikan terhadap Isu-isu yang sedang hangat menjadi berita yang *trending*. Salah satu berita yang sering muncul menjadi *trending topic* di *Twitter* adalah polisi. Terhususnya pada kasus penembakan Brigadir Joshua yang menyeret berbagai tersangka seperti Ferdy Sambo. Dari berita tersebut dan berita mengenai polisi lainnya telah *viral* di berbagai media sosial khususnya *Twitter*. Banyak cuitan dari *netizen* namun belum dapat diketahui apakah cuitan tersebut lebih banyak mengandung opini positif, negatif,

ataupun netral. Untuk itu diperlukan sistem yang dapat mengolah data dengan menerapkan analisis sentimen.

Analisis sentimen adalah *text mining* yang menganalisis dan mengekstraksi informasi yang bersifat subjektif dan dapat membantu pihak yang membutuhkan[8]. Penelitian tentang analisis sentimen ini sebelumnya pernah dilakukan seperti Analisis Sentimen Calon Gubernur DKI Jakarta 2017 di *Twitter* Menggunakan Metode *Lexicon Based*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Naive Bayes Classifier* NBC [9]. Penelitian ini melakukan riset tentang opini masyarakat yang mengandung sentimen positif, netral, atau negatif Calon Gubernur DKI Jakarta 2017 di *Twitter*. Akurasi paling tinggi ketika menggunakan metode klasifikasi NBC dengan rata-rata akurasi mencapai 95%, presisi 95%, *recall* 95%, *True Positive* (TP) rate 96,8%, dan *True Negative* (TN) rate 84,6%. Pada SVM didapatkan rata-rata akurasi 90%, presisi 89,9%, *recall* 90%, TP rate 98,4%, dan TN rate 38,5%.

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui opini masyarakat terhadap polisi di *Twitter* berdasarkan tiga klasifikasi, yaitu komentar positif, netral, dan negatif. Metode NBC dan KNN dipilih karena tingkat akurasi yang tinggi, mudah untuk dipahami, dan memiliki cepat dalam mengklasifikasi data[10]. Penelitian ini ini diharapkan mampu menjelaskan langkah-langkah secara terstruktur dalam mengimplementasikan metode NBC dan K-Nearest Neighbor (KNN) dalam mengklasifikasi teks. Analisis Sentimen Masyarakat terhadap polisi berdasarkan Opini dari *Twitter* Menggunakan Metode *Naive Bayes Classifier* (NBC) dan K-Nearest Neighbor (KNN) melakukan klasifikasi sentimen analisis terhadap komentar atau cuitan dari masyarakat terhadap polisi. Komentar tersebut diambil melalui *Twitter* dengan beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, *preprocessing* data, *Labeling*, Feature extractions menggunakan model BOW dan TF-IDF klasifikasi text dan evaluasi.

2. METODE



Gambar 1. Flowchart Metodologi Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini memerlukan data, untuk mendapatkan data yang akan digunakan dengan melakukan pengumpulan data dengan menggunakan kata kunci pada twitter. Kata kunci yang dimasukkan pada proses *crawling* ini adalah polisi sesuai dengan topik penelitian ini, data yang di *crawling* adalah tweet per tanggal 01 Juni 2022 sampai dengan 01 November 2022. Data yang sudah di *crawling* tersebut akan dipilih teks yang berbahasa Indonesia sebanyak 1000 dataset. Data yang sudah didapatkan berkurang menjadi 894 karena 106 nya duplikat dengan data lainnya yang mana akan di konversi ke dalam format csv. Dataset dibagi kedalam 3 kelas yaitu positif, kelas negatif data, dan kelas netral.

2.2 Preprocessing

Text *preprocessing* adalah pemrosesan data awal untuk mentransformasi data tekstual yang tidak terstruktur menjadi suatu data baru yang terstruktur. Data baru tersebut dapat mempermudah pemrosesan algoritma peringkasan agar menjadi efektif dan efisien[11]. *Preprocessing* terdiri dari Cleansing, Tokenizing, Filtering, dan Stemming.

2.2.1 Cleaning

Data dibersihkan melalui beberapa proses seperti mengisi nilai yang hilang, menghaluskan noisy data, dan menyelesaikan inkonsistensi yang ditemukan.

Data juga bisa dibersihkan dengan dibagi menjadi segmen-segmen yang memiliki ukuran serupa lalu dihaluskan (binning).

Data juga bisa disesuaikan dengan fungsi regresi linear atau berganda (regression), atau dengan mengelompokkannya ke dalam kelompok-kelompok data yang serupa (grouping)[12].

2.2.2

Tokenizing

Tokenizing dapat membedakan mana antara pemisah kata atau bukan[13]. Jika menggunakan bahasa pemrograman python biasanya tokenizing juga mencakup proses removing number, removing punctuation seperti simbol dan tanda baca yang tidak penting, serta removing whitespace. Selain itu tokenizing juga akan merujuk pada NLTK, tetapi yang sangat disayangkan adalah NLTK belum support bahasa Indonesia.

2.2.3

Filtering

Lanjutan dari tahapan tokenizing adalah tahapan filtering yang digunakan untuk mengambil kata-kata yang penting dari hasil token tadi. Kata umum yang biasanya muncul dan tidak memiliki makna disebut dengan stopword. Misalnya penggunaan kata penghubung seperti dan, yang, serta, setelah, dan lainnya. Penghilangan stopword ini dapat mengurangi ukuran index dan waktu pemrosesan. Selain itu, juga dapat mengurangi level noise. Namun terkadang stopping tidak selalu meningkatkan nilai retrieval. Pembangunan daftar stopword (disebut stoplist) yang kurang hati-hati dapat memperburuk kinerja sistem Information Retrieval (IR). Belum ada suatu kesimpulan pasti bahwa penggunaan stopping akan selalu meningkatkan nilai retrieval, karena pada beberapa penelitian, hasil yang didapatkan cenderung bervariasi. Untuk filtering merujuk pada *library* sastrawi.

2.2.4

Stemming

Tahap stemming adalah tahapan yang juga diperlukan untuk memperkecil jumlah indeks yang berbeda dari satu data sehingga sebuah kata yang memiliki suffix maupun prefix akan kembali ke

bentuk dasarnya[14]. Selain itu juga untuk melakukan pengelompokan kata-kata lain yang memiliki kata dasar dan arti yang serupa namun memiliki bentuk yang berbeda karena mendapatkan imbuhan yang berbeda pula. Untuk filtering merujuk pada *library* sastrawi.

2.3 Pelabelan

Pelabelan adalah memberikan label kelas pada tweet menggunakan polarity menggunakan *library* *textblob*. pada kelas sentiment penelitian ini hanya menggunakan kategori positif, kategori negatif, dan kategori netral.

2.4 Feature Extraction

Tahap ini biasanya disebut feature extraction atau vektorisasi dimana tahapan ini cukup penting untuk melakukan analisis pada teks. Kata-kata akan diubah ke dalam bentuk integer atau float, tergantung menggunakan algoritma apa yang diimplementasikan pada machine learning. Dalam penelitian ini, dua teknik yang paling sering dan populer untuk digunakan adalah Count Vectorizer dan TF-IDF Vectorizer [15].

Pada penelitian ini, peneliti menggunakan Count Vectorizer atau BOW (Bag of Words) yang salah satu teknik yang sederhana dan memiliki hasil yang relatif memuaskan. Dimana menurut penelitian, cara kerja dari teknik ini adalah dengan menghitung berapa kali sebuah kata muncul dalam dokumen dan menggunakan nilai satuan sebagai bobotnya atau diubah dalam tokenisasi. Selain itu alasan lain peneliti menggunakan teknik ini karena mampu mengembalikan kata-kata dalam bentuk bilangan bulat dan juga menjadi alasan tidak menggunakan teknik TF-IDF Vectorizer karena mengembalikan bilangan float [15].

2.5 Klasifikasi

Klasifikasi Naive Bayes

Naive bayes merupakan algoritma pengklasifikasian model linier yang dikategorikan sederhana namun sangat efisien dalam memberikan pelabelan. Metode ini mengasumsikan pengaruh nilai atribut pada kelas tertentu untuk tidak bergantung pada atribut lainnya. Asumsi pada algoritma ini dinamai class-conditional independent yang menjadikan metode klasifikasi ini dianggap naif. Teorema dasar metode Bayes ditulis sebagai berikut [15]:

$$P(B|A) = \frac{P(B)P(A|B)}{P(A)}$$

Dimana $P(B|A)$ merupakan probabilitas dari dokumen(teks) yang dimiliki oleh kelas B.

Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN)

K-Nearest Neighbor (KNN) adalah salah satu metode paling sederhana untuk memecahkan masalah klasifikasi (Adeniyi, Wei, & Yongquan, 2016). Algoritma ini sering digunakan untuk klasifikasi teks dan data (Samuel, Delima, & Rachmat, 2014). Pada metode ini dilakukan klasifikasi terhadap obyek berdasarkan data yang jaraknya paling dekat dengan obyek tersebut (Hardiyanto & Rahutomo, 2016).

Klasifikasi teks menggunakan metode KNN akan menghasilkan nilai yang lebih optimal jika menggunakan rumus cosine similarity untuk pembobotan tiap-tiap kata pada dokumen teks yang akan diproses. Sebelum menghitung nilai cosine similarity, harus melakukan tahapan dalam proses pembobotan kata yaitu tf, df, idf, tf-idf yang terdapat pada rumus persamaan 1 sampai persamaan 3. Setelah pembobotan kata selesai, selanjutnya yaitu menghitung kemiripan antar dokumen menggunakan rumus cosine similarity. Persamaan dari cosine similarity ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$CosSim(q, d_j) = \frac{d_j \cdot q}{|d_j| \cdot |q|} = \frac{\sum_{i=1}^t (w_{ij} \cdot w_{iq})}{\sqrt{\sum_{i=1}^t w_{ij}^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^t w_{iq}^2}}$$

Keterangan:

CosSim (q, d j) , : Nilai kemiripan antara dokumen uji (q) dengan dokumen latih ke j (d j)

t : Jumlah term (kata)

d : dokumen

q : kata kunci (query)

wij : Bobot term (kata) ke i pada dok. latih j

wiq : Bobot term (kata) ke i pada dok. uji q

2.6 Evaluasi

Sistem ini digunakan peneliti untuk mengukur tingkat ketepatan data dengan memanfaatkan precision dan recall untuk menghitung skor yang didapat. Dimana Confusion Matrix digunakan untuk mendapatkan hasil data aktual yang kemudian dilakukan perhitungan prediksi klasifikasi. Dapat dilihat pada tabel 1 dibawah [8].

Tabel 1. Confusion Matrix

	Prediksi Positif	Prediksi Negatif
Aktual Positif	TP	FN
Aktual Negatif	FP	TN

Precision – Proporsi data yang diprediksi benar dengan persamaan:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{FP+TP}$$

Recall – Proporsi relevan yang diidentifikasi benar dengan persamaan:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{FN+TP}$$

Accuracy – Proporsi jumlah total data yang diprediksi benar dengan persamaan:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TN+FN+FP+TP}$$

F1 - Score – Mengkombinasikan nilai precision (PREC) dan recall (REC) untuk mendapatkan nilai mean, dengan persamaan:

$$\text{F1-Score} = \frac{2PREC \times REC}{PREC + REC}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis sentimen menggunakan perbandingan metode Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor (KNN) dimulai dari pengumpulan data dengan crawling data twitter kemudian dilakukan preprocessing data yang hasilnya akan dilakukan labeling kemudian dilakukan pembagian data menjadi data training dan data testing dengan text sebagai data input dan label sebagai data output tahap selanjutnya yaitu feature extraction pemberian bobot pada data menggunakan BOW dan TF-IDF setelah dilakukan pembobotan data Klasifikasi dapat dilakukan, Klasifikasi dilakukan dengan perbandingan model Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor (KNN). Evaluasi model menggunakan metrics dengan indikator pengujian accuracy, precision, recall dan f1 score. Setelah dilakukan evaluasi dapat diketahui model klasifikasi mana yang lebih baik digunakan untuk analisis sentimen.

3.1. Hasil

3.1.1. Pengumpulan Data

Berikut adalah hasil crawling data dengan memasukkan kata kunci polisi dan mensetting jumlah data sebanyak 1000 tweet menggunakan library snsrapper pada python.

```

from twint import scraper
from twint import config
from twint import output
from twint import util

# Setting list to append tweet data to
tweets_list = []

# Using twintSearchScrapper to scrape data and append tweets to list
for i, tweet in enumerate(twintSearchScrapper('polisi since:2022-06-01 until:2022-01-01').get_items()):
    if i>1000:
        break
    tweets_list.append([tweet.date, tweet.username, tweet.content])
  
```

Gambar 2. Source Code Crawling Data Twitter

	Datetime	Username	Text
0	2022-10-31 23:59:50+00:00	Polsek_Pdr442	Sambang obyek vital Bhabinkamtibmas AIPTU Sisw...
1	2022-10-31 23:59:04+00:00	joekampret1	Ini arah kudeta boss 'nKnp Polri dan TNI diem ...
2	2022-10-31 23:58:45+00:00	el_14hm1	@GrangerKeren @GratisTerbaik @CCICPolri @DivHu...
3	2022-10-31 23:58:44+00:00	Ky46W1	@tvOneNews Bisa kasih contoh dong dri bapak' k...
4	2022-10-31 23:58:12+00:00	NunoenkZidan	@dvaholvah @DivHumas_Polri @ListyoSigilP @Kom...
...
996	2022-10-31 14:38:10+00:00	NTMC_Info	Pantauan Langsung Arus Lalu Lintas Hari Ini Be...
997	2022-10-31 14:38:03+00:00	inilahdotcom	Brigjen Hendra Kurniawan Dipecat Polri, Diangg...
998	2022-10-31 14:37:47+00:00	Adh1stya	@UtangJpu @DivHumas_Polri
999	2022-10-31 14:37:39+00:00	jiggle2222	@kylantower @sayainiultramen @mazzini_gsp Seme...
1000	2022-10-31 14:37:34+00:00	parsya21	"Untuk menjaga kepercayaan masyarakat, Polri p...
1001 rows x 3 columns			

Gambar 3. Hasil Crawling Data

3.1.2. Preprocessing

Berikut adalah hasil preprocessing dengan mengambil satu sampel text. dimulai data awal, cleaning, tokenizing, filtering dan juga stemming menggunakan library re dan punctuation untuk cleaning, nltk untuk tokenizing, dan sastrawi untuk filtering serta stemming pada python.

Tabel 2. Preprocessing Data

Preprocessing	Tweets
Data Awal	@humaspoldajbr Mohon buat @PolhukamRI @DPR_RI @DivHumas_Polriperjelas payung hukum,supaya warga sekitar,tetangga , masyarakat setempat punya hak untuk mendobrak rumah tetangga,jika terjadi indikasi kekerasan dan keanehan di rumah tersebut.supaya warga tidak takut.dan care pada sekitar.
Cleaning	mohon buat perjelas payung hukum,supaya warga sekitar tetangga masyarakat setempat punya hak untuk mendobrak rumah tetangga jika terjadi indikasi kekerasan dan keanehan di rumah tersebut supaya warga tidak takut dan care pada sekitar
Tokenizing	['mohon', 'buat', 'perjelas', 'payung', 'hukum', 'supaya', 'warga', 'sekitar', 'tetangga', 'masyarakat', 'setempat', 'punya', 'hak', 'untuk', 'mendobrak', 'rumah', 'tetangga', 'jika', 'terjadi', 'indikasi', 'kekerasan', 'dan', 'keanehan', 'di', 'rumah', 'tersebut', 'supaya', 'warga', 'tidak', 'takut', 'dan', 'care', 'pada', 'sekitar']
Filtering	['payung', 'hukum', 'warga', 'tetangga', 'masyarakat', 'hak', 'mendobrak', 'rumah', 'tetangga', 'indikasi', 'kekerasan', 'keanehan', 'rumah', 'warga', 'takut', 'care']
Stemming	['payung', 'hukum', 'warga', 'tetangga', 'masyarakat', 'hak', 'dobrak', 'rumah', 'tetangga', 'indikasi', 'keras', 'keanehan', 'rumah', 'warga', 'takut', 'care']

Model klasifikasi menggunakan Naive Bayes dengan feature extraction model TF-IDF dapat dilihat pada gambar berikut.

```
# Naive Bayes model on TF-IDF features
nb_tfidf_predictions = train_predict_model(classifier=nb,
                                          train_features=tv_train_features, train_labels=label_train,
                                          test_features=tv_test_features, test_labels=label_test)
display_model_performance_metrics(true_labels=label_test, predicted_labels=nb_tfidf_predictions,
                                 classes=[-1, 0, 1])
```

Gambar 12. Source Code Model Klasifikasi Naive Bayes TF-IDF

Model klasifikasi menggunakan K-Nearest Neighbor (KNN) dengan feature extraction model BOW dapat dilihat pada gambar berikut.

```
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5, metric='minkowski', p=2)

# K - Nearest Neighbor (KNN) model on BOW features
knn_bow_predictions = train_predict_model(classifier=knn,
                                          train_features=tv_train_features, train_labels=label_train,
                                          test_features=tv_test_features, test_labels=label_test)
display_model_performance_metrics(true_labels=label_test, predicted_labels=knn_bow_predictions, classes=[-1, 0, 1])
```

Gambar 13. Source Code Model Klasifikasi KNN BOW

Model klasifikasi menggunakan K-Nearest Neighbor (KNN) dengan feature extraction model TF-IDF dapat dilihat pada gambar berikut.

```
# K - Nearest Neighbor (KNN) on TF-IDF
knn_tfidf_predictions = train_predict_model(classifier=knn,
                                          train_features=tv_train_features, train_labels=label_train,
                                          test_features=tv_test_features, test_labels=label_test)
display_model_performance_metrics(true_labels=label_test, predicted_labels=knn_tfidf_predictions,
                                 classes=[-1, 0, 1])
```

Gambar 14. Source Code Model Klasifikasi KNN TF-IDF

3.1.6. Evaluasi Model

Evaluasi model klasifikasi menggunakan performance metrics dengan indikator pengujian accuracy, precision, recall, dan f1 score. Hasil evaluasi model naive bayes dengan feature extraction model BOW dapat dilihat pada gambar 13 didapatkan hasil accuracy sebesar 0.96, precision sebesar 0.96, recall 0.96 dan f1 score sebesar 0.95.

```
Model Performance metrics:
-----
Accuracy: 0.96
Precision: 0.96
Recall: 0.96
F1 Score: 0.95

Model Classification report:
-----
              precision    recall  f1-score   support

-1         1.00         0.14         0.25         7
 0         0.96         1.00         0.98        171
 1         0.00         0.00         0.00         1

 accuracy         0.96
 macro avg         0.65         0.38         0.41        179
 weighted avg         0.96         0.96         0.95        179
```

Gambar 13. Hasil Evaluasi Model Klasifikasi Naive Bayes BOW

Hasil evaluasi model Naive Bayes (NB) dengan feature extraction model TF-IDF dapat dilihat pada gambar 14 didapatkan hasil accuracy sebesar 0.96, precision sebesar 0.91, recall 0.96 dan f1 score sebesar 0.93.

```
Model Performance metrics:
-----
Accuracy: 0.96
Precision: 0.91
Recall: 0.96
F1 Score: 0.93

Model Classification report:
-----
              precision    recall  f1-score   support

-1         0.00         0.00         0.00         7
 0         0.96         1.00         0.98        171
 1         0.00         0.00         0.00         1

 accuracy         0.96
 macro avg         0.32         0.33         0.33        179
 weighted avg         0.91         0.96         0.93        179
```

Gambar 13. Hasil Evaluasi Model Klasifikasi NB TF-IDF

Hasil evaluasi model naive bayes dengan feature extraction model BOW dapat dilihat pada gambar 13 didapatkan hasil accuracy sebesar 0.96, precision sebesar 0.91, recall 0.96 dan f1 score sebesar 0.93.

```
Model Performance metrics:
-----
Accuracy: 0.96
Precision: 0.91
Recall: 0.96
F1 Score: 0.93

Model Classification report:
-----
              precision    recall  f1-score   support

-1         0.00         0.00         0.00         7
 0         0.96         1.00         0.98        171
 1         0.00         0.00         0.00         1

 accuracy         0.96
 macro avg         0.32         0.33         0.33        179
 weighted avg         0.91         0.96         0.93        179
```

Gambar 13. Hasil Evaluasi Model Klasifikasi KNN BOW

Hasil evaluasi model naive bayes dengan feature extraction model TF-IDF dapat dilihat pada gambar 14 didapatkan hasil accuracy sebesar 0.96, precision sebesar 0.91, recall 0.96 dan f1 score sebesar 0.93.

```
Model Performance metrics:
-----
Accuracy: 0.96
Precision: 0.91
Recall: 0.96
F1 Score: 0.93

Model Classification report:
-----
              precision    recall  f1-score   support

-1         0.00         0.00         0.00         7
 0         0.96         1.00         0.98        171
 1         0.00         0.00         0.00         1

 accuracy         0.96
 macro avg         0.32         0.33         0.33        179
 weighted avg         0.91         0.96         0.93        179
```

Gambar 13. Hasil Evaluasi Model Klasifikasi KNN TF-IDF

3.2. Pembahasan

Hasil pengujian menggunakan model yang dibuat dari Naive Bayes (NB) dan K-Nearest Neighbor (KNN) dengan menggunakan features

extraction model BOW (Bag of Words) dapat dijabarkan pada tabel berikut.

Tabel 3. Hasil Percobaan Klasifikasi dengan BOW

Classifier	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
NB	0.96	0.96	0.96	0.95
KNN	0.96	0.91	0.96	0.93

Hasil pengujian menggunakan model yang dibuat dari Naive Bayes dan KNN dengan feature extraction model BOW didapatkan hasil model Naive Bayes lebih baik dibandingkan dengan model KNN. Pada indikator *accuracy* model Naive Bayes dan KNN mendapatkan nilai yang *accuracy* yang sama sebesar 0.96, pada indikator *precision* model Naive Bayes lebih baik dibandingkan KNN dengan nilai *precision* Naive Bayes sebesar 0.96 sedangkan KNN sebesar 0.91, sama halnya dengan *accuracy* pada indikator *recall* model Naive Bayes dan KNN memiliki nilai *recall* yang sama sebesar 0.96, dan untuk *F1 Score* Naive Bayes memiliki nilai yang lebih besar dari pada KNN dengan nilai *F1 Score* 0.95 sedangkan KNN 0.93.

Hasil pengujian menggunakan model yang dibuat dari Naive Bayes (NB) dan K-Nearest Neighbor (KNN) dengan menggunakan features extraction model TF-IDF dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4. Hasil Percobaan Klasifikasi dengan TF-IDF

Classifier	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
NB	0.96	0.91	0.96	0.93
KNN	0.96	0.91	0.96	0.93

Hasil pengujian menggunakan model yang dibuat dari Naive Bayes dan KNN dengan feature extraction model TF-IDF didapatkan hasil model Naive Bayes sama baiknya dengan model KNN. Pada indikator *accuracy* dan *recall* model Naive Bayes dan KNN mendapatkan nilai yang *accuracy* yang sama sebesar 0.96, pada indikator *precision* model Naive Bayes dan KNN sebesar 0.91, dan pada indikator *F1 Score* Naive Bayes juga memiliki nilai yang sama dengan KNN sebesar 0.93.

Tabel 5. Hasil Perbandingan

Classifier	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
NB (BOW)	0.96	0.96	0.96	0.95
KNN (BOW)	0.96	0.91	0.96	0.93
NB (TF-IDF)	0.96	0.91	0.96	0.93
KNN (TF-IDF)	0.96	0.91	0.96	0.93

Dari Tabel Hasil Perbandingan diatas didapatkan hasil Mode Naive Bayes dengan feature extraction memiliki nilai hasil pengujian yang terbaik

dari empat indikator yaitu *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F1 Score*..

4. KESIMPULAN

Hasil dari klasifikasi sentimen analisis pada kepercayaan masyarakat terhadap polisi pada twitter menghasilkan label sentimen yang terdiri dari sentimen negatif berjumlah 24, sentimen netral berjumlah 854 dan sentimen positif berjumlah 16. Model klasifikasi Naive Bayes dengan feature extraction model BOW mampu memiliki performansi yang lebih baik dibandingkan dengan model klasifikasi Naive Bayes TF-IDF, KNN BOW dan KNN TF-IDF. Hal ini menunjukkan model klasifikasi dan feature extraction yang digunakan berpengaruh terhadap performance klasifikasi. Pemodelan klasifikasi Naive Bayes dengan feature extraction model BOW mendapatkan score *accuracy* sebesar 0.96, *precision* sebesar 0.96, *recall* sebesar 0.96 dan *F1 Score* sebesar 0.95. Pada hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model Naive Bayes mampu melakukan klasifikasi sentimen analisis kepercayaan masyarakat terhadap polisi pada twitter ditunjukkan dari hasil evaluasi yang baik.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] U. R. Handaningtias, P. A. Praceka, and I. A. Indriyany, "Kepercayaan Publik (Public Trust) Terhadap Polisi: Studi Mengenai Wacana Public Dalam #Percumalapropolisi Dengan Pendekatan Big Data Analysis," *Ijd-Demos*, vol. 4, no. 3, pp. 940–953, 2022, doi: 10.37950/ijd.v4i3.280.
- [2] A. Dan, I. P. Lumbantobing, and M. Eng, *KNOWLEDGE MANAGEMENT*.
- [3] J. A. Septian, T. M. Fachrudin, and A. Nugroho, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Polemik Persepakbolaan Indonesia Menggunakan Pembobotan TF-IDF dan K-Nearest Neighbor," *J. Intell. Syst. Comput.*, vol. 1, no. 1, pp. 43–49, 2019, doi: 10.52985/insyst.v1i1.36.
- [4] L. A. MULIA, "ANALISIS SENTIMEN OPINI MASYARAKAT INDONESIA TERHADAP PEMBELAJARAN TATAP MUKA (PTM) DI ERA PANDEMI COVID-19," no. 2022, pp. 4–11, 2022.
- [5] R. Yopika, "Upaya Kepolisian Polres Way Kanan Dalam Penanggulangan Terhadap Pelaku Tindak Pidana Penambangan Emas Ilegal," vol. 5, no. 3, pp. 248–253, 2020.
- [6] Y. Yohef, "Strategi Kepolisian Dalam Mencegah Pencurian Kendaraan Bermotor Melalui Pencegahan Primer (Studi Kasus Polsek Bukit Raya)," pp. 9–26, 2019.
- [7] R. A. Wulandari, "PERAN KEPOLISIAN DALAM UPAYA MENCEGAH DAN MENANGGULANGI KEKERASAN SEKSUAL TERHADAP ANAK DI

- KAB.GOWA (STUDI PADA POLRES GOWA),” *Molecules*, vol. 2, no. 1, pp. 1–12, 2020, [Online]. Available: <http://clik.dva.gov.au/rehabilitation-library/1-introduction-rehabilitation%0Ahttp://www.scirp.org/journal/doi.aspx?DOI=10.4236/as.2017.81005%0Ahttp://www.scirp.org/journal/PaperDownload.aspx?DOI=10.4236/as.2012.34066%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.pbi.201>
- [8] W. E. Nurjanah, R. S. Perdana, and M. A. Fauzi, “Analisis Sentimen Terhadap Tayangan Televisi Berdasarkan Opini Masyarakat pada Media Sosial Twitter menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Pembobotan Jumlah Retweet,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. e-ISSN*, vol. 2548, no. 12, p. 964X, 2017.
 - [9] G. A. Buntoro, “Analisis Sentimen Calon Gubernur DKI Jakarta 2017 Di Twitter,” *INTEGER J. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 32–41, 2017, doi: 10.31284/j.integer.2017.v2i1.95.
 - [10] M. Rivki and A. M. Bachtiar, “Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor Dalam Pengklasifikasian Follower Twitter Yang Menggunakan Bahasa Indonesia,” *J. Sist. Inf.*, vol. 13, no. 1, p. 31, 2017, doi: 10.21609/jsi.v13i1.500.
 - [11] Z. Muhamad, “Jurnal Teknik Informatika Atmaluhur,” *J. Tek. Inform. Atmaluhur*, vol. 6, no. 1, p. 40, 2018.
 - [12] D. Budiastuti and A. Bandur, *Validitas dan Reliabilitas Penelitian*. 2018. [Online]. Available: www.mitrawacanamedia.com
 - [13] H. Basri and R. E. Indrajit, “IMPLEMENTASI INFORMATION RETRIVALS UNTUK MENINGKATKAN PEMASARAN PRODUK | Jurnal Pilar Nusa Mandiri,” *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. 13, no. 2, pp. 249–254, 2017, [Online]. Available: <http://ejournal.nusamandiri.ac.id/index.php/pilar/article/view/243>
 - [14] D. Wahyudi, T. Susyanto, and D. Nugroho, “Implementasi Dan Analisis Algoritma Stemming Nazief & Adriani Dan Porter Pada Dokumen Berbahasa Indonesia,” *J. Ilm. SINUS*, vol. 15, no. 2, pp. 49–56, 2017, doi: 10.30646/sinus.v15i2.305.
 - [15] M. A. R. Reynaldhi and Y. Sibaroni, “Analisis Sentimen Review Film pada Twitter menggunakan Metode Klasifikasi Hybrid Naïve Bayes dan Decision Tree,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 5, pp. 10127–10137, 2021.