

PENGUNAAN SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI TRUECALLER DAN GETCONTACT

Salma Rita^{1*}, Didik Indrayana², Agung Pambudi³

^{1,2,3} Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Muhammadiyah
Email: ¹salmarita.kse@gmail.com, ²didik.ind@ummi.ac.id, ³agungpambd@ummi.ac.id

(*: *Corresponding Author*)

(Naskah masuk: 27 Juli 2023, diterima untuk diterbitkan: 22 Agustus 2023)

Abstrak

Panggilan spam adalah panggilan apa pun yang dilakukan tanpa persetujuan penerima dan untuk alasan apa pun. Panggilan ini dapat berasal dari pemasaran, periklanan, pemberitahuan, atau penipuan. Rata-rata orang Indonesia menerima 14 panggilan spam per hari. Hanya setengahnya yang berasal dari nomor buku kontak. Menurut *Google Play Store*, aplikasi *Truecaller* dan *Getcontact* menawarkan sejumlah keuntungan karena masing-masing membantu mengidentifikasi penelepon dan mencegah spam. Namun, dalam hal ini, perangkat lunak pemblokiran panggilan spam memiliki sejumlah kelemahan, termasuk kesalahan dalam mengidentifikasi panggilan spam dan memblokir panggilan yang tidak berguna. Analisis sentimen dapat membantu pengguna dalam memilih aplikasi yang sesuai dengan kebutuhannya dan dalam penelitian ini bermaksud untuk menganalisis ulasan pada sentimen kedua aplikasi yaitu *Truecaller* dan *Getcontact* dengan menganalisis efektivitas berdasarkan pada ulasan aplikasi tersebut Algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* yang berisi pedoman mendasar untuk memaksimalkan batas *hyperplane* yang memisahkan dua *dataset*, digunakan dalam proses klasifikasi penelitian ini. Hasil penelitian menunjukkan bahwa aplikasi *Truecaller* pada *10-fold cross validation* memiliki rata-rata akurasi sebesar 88,20% dan aplikasi *Getcontact* memiliki akurasi rata-rata sebesar 87,90%. Sementara itu, aspek sentimen pada aplikasi *Truecaller* memiliki nilai rata-rata akurasi sebesar 60,20%, sedangkan aplikasi *Getcontact* memiliki akurasi rata-rata 63,30%.

Kata kunci: Panggilan spam, Analisis sentimen, *Support Vector Machine*

USING SUPPORT VECTOR MACHINE FOR SENTIMENT ANALYSIS OF TRUECALLER AND GETCONTACT APP REVIEWS

Abstract

Spam calls are any calls made without the consent of the recipient and for any reason. These calls can originate from marketing, advertising, notifications, or fraud. The average Indonesian receives 14 spam calls per day. Only half of it comes from contact book numbers. According to the Google Play Store, the Truecaller and Getcontact apps offer a number of advantages as they each help identify callers and prevent spam. However, in this regard, spam call blocking software has a number of drawbacks, including identifying spam calls incorrectly and blocking useless calls. Sentiment analysis can help users choose applications that suit their needs and in this study intends to analyze reviews on the sentiments of the two applications namely Truecaller: Caller Id and Getcontact by analyzing effectiveness based on the application reviews Support Vector Machine classification algorithm which contains basic guidelines for maximizing hyperplane boundaries that separate the two datasets, are used in the classification process of this study. The results showed that the Truecaller application at 10-fold cross validation had an average accuracy of 88.20% and the Getcontact application had an average accuracy of 87.90%. Meanwhile, the sentiment aspect of the Truecaller application has an average accuracy value of 60.20%, while the Getcontact application has an average accuracy of 63.30%.

Keywords: *Spam calls, Sentiment analysis, Support vector machine*

1. PENDAHULUAN

Kemajuan dalam bidang teknologi membuat semakin banyak informasi yang dicerna dan diterima masyarakat. Dalam kasus ini, fenomena tersebut memiliki efek positif dan negatif yang tidak dapat dihindari. Salah satu dampak positifnya adalah kemudahan akses ke berbagai aplikasi atau sistem

yang memudahkan pekerjaan manusia. Namun, ada efek negatifnya, terutama berkaitan dengan kejahatan siber yang akan merugikan penggunanya. Tidak bisa dipungkiri bahwa negara peringkat kedua kejahatan siber di dunia adalah Indonesia, menunjukkan betapa seringnya pencurian data, yang menyebabkan penyalahgunaan data untuk mendapatkan keuntungan pribadi oleh karenanya industri sedang

memperhatikan standar keamanan internasional. Pengguna harus berhati-hati dengan data pribadi mereka agar orang yang tidak bertanggung jawab tidak dapat menyalahgunakannya [1]. Ada peningkatan masalah panggilan spam saat ini yang merupakan salah satu contoh penyalahgunaan data pribadi.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa Indonesia adalah salah satu negara dengan jumlah panggilan spam tertinggi di dunia. Data ini diambil dari *Truecaller Global Spam Report 2021*, yang dibuat oleh perusahaan penyedia layanan pemblokiran panggilan spam yang menggunakan nomor telepon. Panggilan telepon yang dibuat tanpa izin penerima disebut panggilan spam. Panggilan ini dapat berasal dari penipuan, peringatan, pemasaran, atau iklan. Rata-rata orang Indonesia menerima empat belas panggilan spam setiap hari. Separuh nomor tidak berasal dari buku kontak. Selama proses pengumpulan laporan, *Truecaller* mengenali 184,5 miliar panggilan dan 586 miliar pesan. Menurut [2], 37,8 miliar panggilan dan 182 miliar email dianggap spam dan diblokir.

Panggilan spam dapat mengusik ketenangan dan produktivitas pengguna sehingga pengguna yang tidak memahaminya dapat mengakibatkan kerugian materi karena tidak tahu telepon yang berisi penipuan. Oleh karena itu, sangat penting untuk mengetahui cara mengatasi panggilan spam ini. Seperti yang dilaporkan oleh *Google Play Store*, aplikasi pemblokiran panggilan spam seperti *Truecaller* dan *Getcontact* memiliki banyak keunggulan karena kedua aplikasi ini sangat membantu dalam mengidentifikasi penelepon dan melindungi panggilan spam. Ini termasuk memfilterkan SMS, pesan *flash*, dan perekaman panggilan, serta memblokir panggilan yang tidak diinginkan. Selain itu, aplikasi ini memungkinkan pengguna melaporkan panggilan dan nomor spam melalui daftar spam yang dikelola komunitas.

Namun demikian, beberapa kelemahan aplikasi *Truecaller* dan *Getcontact* termasuk kesalahan dalam mencegah panggilan spam dan memblokir panggilan yang tidak perlu dihentikan. Akibatnya, evaluasi harus didasarkan pada perbandingan tingkat kepuasan pengguna pada ulasan pengguna untuk kedua aplikasi *Truecaller* dan *Getcontact* di *Google Play Store*. Ini dilakukan sebagai cara bagi pengembang aplikasi untuk meningkatkan kualitas mereka untuk menawarkan solusi yang lebih efisien dan akurat, dan juga untuk memberi tahu pengguna tentang perbandingan efektivitas kedua aplikasi dalam mengatasi panggilan spam.

Pengembang dan penyedia layanan dapat mengevaluasi kinerja aplikasi, menemukan area peningkatan, dan meningkatkan pengalaman pengguna secara keseluruhan dengan memahami pendapat pengguna tentang aplikasi *Truecaller* dan *Getcontact*. Analisis sentimen digunakan untuk mendapatkan informasi dari teks informasi tentang

sikap, opini, dan emosi. Tinjauan klasifikasi berbasis polaritas adalah fokus utama analisis sentimen [3]. Analisis sentimen bertujuan untuk menemukan dan mengklasifikasikan sentimen seperti positif atau negatif dalam data teks. Selain itu, analisis sentimen dapat membantu pengguna dalam memilih aplikasi yang sesuai dengan kebutuhan mereka dan penelitian ini bermaksud untuk menganalisis ulasan sentimen untuk dua aplikasi *Truecaller* dan *Getcontact*, dengan melihat seberapa efektif kedua aplikasi tersebut di *Google Play Store* dalam memblokir spam.

Analisis sentimen berbasis aspek memungkinkan identifikasi sikap tertentu terhadap manfaat dan fitur dari suatu aplikasi. Dalam hal ini, metodologi berbasis aspek memungkinkan pengguna untuk menawarkan berbagai penilaian terkait elemen termasuk keandalan pengenalan nomor, kebenaran data, estetika antarmuka pengguna, dan kemampuan *Truecaller* dan *Getcontact*. Oleh karena itu, analisis sentimen berbasis aspek dapat memberikan rincian lebih lanjut.

Penelitian sebelumnya dengan judul Analisis Sentimen untuk Aplikasi Gojek, penulis tersebut menggunakan pendekatan *Support Vector Machine* dan *K-Nearest Neighbor* penulis M. Nurul Muttaqin dan Iqbal Kharisudin menghasilkan nilai akurasi sebesar 87,98% dengan presisi sebesar 88,55% dan recall sebesar 95,43% dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* dan nilai akurasi sebesar 82,14%, presisi 82,28% dan recall 95,48% dengan *K-Nearest Neighbor*. Untuk mengkategorikan analisis sentimen pada evaluasi pengguna aplikasi Gojek di *Google Play Store*, metode *Support Vector Machine* memiliki performa yang lebih baik dibandingkan menggunakan metode *K-Nearest Neighbors* [4].

Penelitian ini dan penelitian sebelumnya memiliki perbedaan yaitu pada objek penelitian yang digunakan pada penelitian sebelumnya adalah ulasan pada aplikasi Gojek dengan perbandingan algoritma *Support Vector Machine* dan *K-Nearest Neighbors* sementara penelitian ini menggunakan metode *Support Vector Machine* dengan ulasan yang digunakan adalah aplikasi *Truecaller* dan *Getcontact*. Selain itu, perbedaan lainnya adalah terletak pada hasil analisis sentimen pada penelitian ini membahas mengenai aspek-aspek yang sering muncul pada ulasan aplikasi *Truecaller* dan *Getcontact* yaitu terkait dengan aspek manfaat aplikasi, fitur aplikasi dan *experience* pengguna pada aplikasi tersebut sementara untuk penelitian sebelumnya hanya membahas mengenai analisis sentimen positif dan negatif pada aplikasi gojek pada pendekatan dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* dan *K-Nearest Neighbors*.

Atas dasar yang telah dijelaskan sebelumnya maka, penelitian ini berfokus pada analisis sentimen berbasis aspek yang didasarkan pada klasifikasi tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi *Truecaller* dan *Getcontact*, menggunakan metode *Support Vector Machine* dengan data yang digunakan

adalah ulasan pengguna di *Google Play Store* sebagai sarana kontribusi terkait dengan memberikan gambaran yang lebih lengkap tentang bagaimana pengguna merasakan dan menilai aplikasi *Truecaller* dan *Getcontact* sehingga pihak penyedia layanan dapat mengevaluasi kinerja aplikasi, menemukan area peningkatan, dan meningkatkan pengalaman pengguna secara keseluruhan dengan memahami pendapat pengguna tentang aplikasi *Truecaller* dan *Getcontact*. Selain itu, hasil dan metodologi penelitian ini dapat menjadi acuan untuk penelitian serupa di masa depan yang berfokus pada berbagai aspek aplikasi atau jenis ulasan yang berbeda.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Pengumpulan Data

Mendapatkan data yang diperlukan untuk mendukung penelitian ini merupakan langkah awal dalam tahap ini. Data dikumpulkan dari ulasan aplikasi *Google Play Store* untuk aplikasi *Truecaller* dan *Getcontact*. Data diperoleh melalui metode *scraping* dengan *Google Colab*. *Google Colab* memungkinkan pengguna untuk menjalankan aplikasi Python tanpa mengharuskan mereka melalui langkah penginstalan atau penyiapan apa pun. Personalisasi dan pengaturan akan disimpan ke *cloud* [5]. dengan isian data termasuk *username* pengguna, skor atau *rating* ulasan aplikasi, tanggal, dan konten atau ulasan pengguna. Sementara itu, metode *scraping* ini sendiri memiliki pengertian yaitu penggalan informasi dari situs *website*. Pada dasarnya terdapat dua metode umum untuk melakukan ini yaitu sistem manual dengan menyalin dan menempelkan data dari situs *website*; yang lainnya otomatis dan melibatkan kode, aplikasi, atau dengan ekstensi *browser* [6].

2.2 Data Preprocessing

Data *Preprocessing* merupakan langkah mengubah data mentah menjadi format yang dapat dipahami adalah bagian dari teknik penambangan data. Masalah seperti data *noisy*, redundansi, dan kehilangan nilai dapat diatasi dengan pra-pemrosesan data [7]. *Cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword*, *stemming*, dan formalisasi adalah beberapa bagian dari tahap ini menurut [8].

1. *Cleaning*: Proses membersihkan data dari elemen yang tidak penting, seperti kesalahan tata bahasa, konjungsi, tanda baca, dan konten asing.
2. *Case folding*: metode yang mengubah huruf besar pada kata atau kalimat menjadi huruf kecil.
3. *Tokenizing*: proses membagi atau memecah frase kata-kata yang awalnya terbentuk menjadi kata-kata individual.
4. *Stopword*: Seperti kata sambung dan kata ganti orang, istilah-istilah yang tidak memiliki data yang diperlukan akan dihapus selama proses ini.

5. *Stemming*: proses dengan setiap kata bebas dari imbuhan.
6. Formalisasi: cara mengubah data mentah menjadi struktur dan format yang diperlukan untuk pemodelan atau analisis data formalisasi disini menggunakan *slangword*.

2.3 Pembobotan Kata

TF-IDF adalah teknik untuk mengkonversi input teks menjadi data numerik, memungkinkan setiap kata atau fitur diberi nilai yang berbeda [9]. Untuk meningkatkan kinerja model, pembobotan kata dengan TF-IDF adalah langkah pertama dalam merepresentasikan data secara keseluruhan.

Term frequency menurut [10] ialah Istilah yang sering digunakan dalam dokumen diberi nilai. Dengan persamaan *term frequency* sebagai berikut.

$$TF(t_k, d_j) = f(t_k, d_j) \dots\dots\dots (1)$$

Penggunaan IDF, term dapat tersebar secara acak dalam sekumpulan dokumen. IDF yang memiliki nilai pada suatu term menjadi lebih rendah apabila term tersebut sering muncul di banyak dokumen. IDF memiliki persamaan sebagai berikut.

$$IDF(t_k) = \log \frac{D}{df(t)} \dots\dots\dots (2)$$

Oleh karena itu, nilai TF-IDF dapat dihitung sebagai berikut.

$$TF - IDF(t_k, d_j) = TF(t_k, d_j) * IDF(t_k) \dots (3)$$

2.4 Cosine Similarity

Cosine similarity adalah metode untuk mengukur tingkat kesamaan (*similarity*) antara dua objek. Teknik ini biasanya dilandaskan pada ukuran kesetaraan ruang vector [11]. Bayangkan penulis memiliki ulasan pengguna untuk *Truecaller* dan *Getcontact* dan ingin membandingkan seberapa mirip dokumen pada setiap ulasan.

2.5 Hasil Analisis Sentimen

Pada saat ini, hasil analisis sentimen terdiri dari jumlah sentimen positif dan negatif yang ditemukan dalam ulasan *Truecaller* dan *Getcontact*, bersama dengan detail tentang fitur dengan sentimen positif, fitur dengan sentimen negatif, pengalaman dengan sentimen positif, pengalaman dengan sentiment negatif, manfaat dengan sentimen negatif dan manfaat dengan sentiment positif.

Pada analisis sentimen ini menggunakan metode *Support Vector Machine*, dimana support vector machine ini sendiri merupakan Aturan algoritma ini didasarkan pada memaksimalkan batas *hyperplane* yang membagi dua dataset [12]. Keunggulan dari algoritma *Support Vector Machine* ini adalah memberikan solusi lokal terbaik, memiliki tingkat konversi yang rendah, dan memiliki keunggulan dalam menangani masalah *overfitting* data dan juga memiliki kemampuan yang hebat untuk menggeneralisasi dalam kondisi data yang sangat minim [13]. Dengan karakteristik algoritma sebagai berikut.

1. Metode *Support Vector Machine* adalah pengklasifikasi linier.
2. Data pada ruang masukan diubah menjadi ruang berdimensi lebih besar untuk pengenalan pola; dan
3. Implementasi strategi untuk meminimalkan risiko struktural (SRM).
4. Menurut konsep operasi dasar, *Support Vector Machine* hanya dapat mengelola klasifikasi dua kelas [14].

3. *F1-score* merupakan rata-rata *precision* dan *recall* yang disatukan.

$$F1-score = 2 * \frac{precision * recall}{precision + recall} \dots\dots\dots (6)$$

4. *Accuracy* merupakan total berapa kali data yang diklasifikasikan dengan akurat [18].

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{Total} \dots\dots\dots (7)$$

2.6 Evaluasi

Model klasifikasi biasanya dievaluasi pada data uji yang memiliki beberapa ukuran yang tidak ada dalam data pelatihan. Deretan data dipetakan dengan output dari kelas atau prediksi target dari data tersebut dalam model klasifikasi yang telah dikembangkan [15]. Pada langkah evaluasi, verifikasi dilakukan dengan mengukur apakah hasil pengujian sesuai dengan harapan dan sesuai dengan standar yang ditetapkan. Dengan menggunakan *Confusion Matrix* dan *K-Fold Cross-Validation*, evaluasi model ini dilakukan.

2.6.1 Confusion Matrix

Confusion Matrix menggambarkan tabel yang mencakup persentase data tes yang akurat dan persentase hasil positif dan negatif [16]. Berikut ini merupakan tabel dari *Confusion Matrix* adalah:

		Kelas Prediksi	
		1	0
Kelas Sebenarnya	1	TP	FN
	0	FP	TN

Gambar 1 Gambar *Confusion Matrix*

Sumber: [16]

Dibawah ini merupakan keterangan berdasarkan pada gambar 2.1 sebagai berikut.

True Positive (TP): dokumen kelas 1 yang benar sebagai klasifikasi kelas 1.

True Negative (TN): dokumen kelas 0 yang benar sebagai klasifikasi kelas 0.

False Positive (FP): dokumen kelas 0 yang salah sebagai klasifikasi kelas 1.

False Negative (FN): klasifikasi kelas 0 untuk dokumen yang tidak memenuhi standar kelas 1.

Confusion Matrix memiliki rumusan untuk menghitung *precision*, *recall*, *F1-score* dan *accuracy* yaitu:

1. *Precision* merupakan tingkat akurasi antara penemuan sistem dan data pengguna.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \dots\dots\dots (4)$$

2. *Recall* merupakan kemampuan suatu sistem untuk berhasil mengambil data diukur[17].

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \dots\dots\dots (5)$$

2.6.2 K-fold Cross Validation

K-Fold Cross Validation adalah teknik validasi silang yang membagi kumpulan data menjadi k bagian berukuran identik. [19]. Pada metode *K-Fold Cross Validation*, dataset dibagi secara acak menjadi beberapa partisi. Data partisi kemudian diproses untuk beberapa percobaan K, dengan data partisi K digunakan sebagai data pengujian dan sisa partisi digunakan sebagai data pelatihan untuk setiap percobaan [20].

2.7 Visualisasi Data

Bergantung pada kebutuhan bisnis atau orang yang akan menggunakan data, bagan dapat digunakan untuk memvisualisasikan data. Akibatnya, teknik visualisasi data termasuk *wordcloud*, peta interaktif, dan gaya grafik mini efektif untuk menampilkan hasil analitik [21]. *Wordcloud* adalah jenis visualisasi data di mana ukuran setiap kata mewakili frekuensinya dan digunakan untuk menggambarkan data teks [22]. Dalam penelitian ini *worldcloud* digunakan sebagai bahan visualisasi data.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data ini menghasilkan 3148 baris data ulasan pada aplikasi Truecaller dan aplikasi Getcontact 3148 baris data ulasan pada dari bulan September 2022 hingga Juli 2023, dengan 1574 ulasan negatif dan 1574 ulasan positif. Data awal ulasan dalam bentuk tabel yaitu Tabel 1.

Tabel 1 Tabel Data Awal Ulasan

Username	Score	At	Content
Nanang	5	16/07/2023	Good job, sangat membantu sekali.
Wijana		10:36:41	Terimakasih

Setelah data didapatkan seperti pada tabel 2, kemudian data diberi label dan aspek. Berikut ini merupakan data yang sudah diberi label dan aspek yaitu:

Tabel 2 Tabel Pelabelan Data

Content	Label	Aspek
Sangat Membantu	1	Manfaat
Bisa mengetahui nama penelpon,dan yg telpon penjahat	1	Fitur
Bagus harus digunakan banyak orang	1	Experience

3.2 Data Preprocessing

1. Cleaning

Proses membersihkan data dari elemen yang tidak penting, seperti kesalahan tata bahasa, konjungsi, tanda baca, dan konten asing, dikenal sebagai pembersihan.

Tabel 3 Data Cleaning

Sebelum	Sesudah
Bagus harus digunakan banyak orang	Bagus harus digunakan banyak orang

2. Case Folding

Salah satu metode yang disebut "*case folding*" adalah mengubah semua huruf yang ada dalam dokumen atau kalimat menjadi huruf yang lebih kecil dengan tujuan meningkatkan kemampuan sistem untuk memproses kata-kata.

Tabel 4 Tabel Case Folding

Sebelum	Sesudah
Bagus harus digunakan banyak orang	bagus harus digunakan banyak orang

3. Tokenizing

Proses membagi sejumlah karakter ke dalam kelompok berdasarkan spasi. Ini juga dapat mencakup menghilangkan beberapa karakter, seperti tanda baca.

Tabel 5 Tabel Tokenizing

Sebelum	Sesudah
bagus harus digunakan banyak orang	'bagus', 'harus', 'digunakan', 'banyak', 'orang'

4. Stopword

Dalam proses ini, kata-kata yang tidak penting, seperti kata ganti orang, dan kata sambung, dihilangkan.

Tabel 6 Tabel Stopword

Sebelum	Sesudah
'bagus', 'digunakan', 'orang'	'bagus', 'orang'

5. Stemming

Proses penghilangan kata imbuhan di awal atau di akhir kalimat sehingga menjadi kata dasar yang terdaftar disebut stemming.

Tabel 7 Tabel Stemming

Sebelum	Sesudah
'bagus', 'orang'	'bagus', 'orang'

6. Formalisasi

Metode yang disebut "formalisasi" menunjukkan cara mengubah data mentah menjadi struktur dan format yang diperlukan untuk pemodelan atau analisis data. *Slangword* digunakan dalam tahap ini.

Tabel 8 Tabel Formalisasi

Sebelum	Sesudah
'bagus', 'orang'	'bagus', 'orang'

3.3 Pembobotan Kata

Pada tahap ini, TF-IDF digunakan untuk ekstraksi fitur. Dalam proses ini, metode TF-IDF dapat menghasilkan vektor yang memiliki banyak term, sehingga setiap kata yang dikenali dihitung sebagai satu fitur. Nilai parameter TF-IDF untuk aplikasi Truecaller yang diterima memenuhi standar modul. Bentuk TF-IDF yang ditemukan adalah (3129, 2022), yang berarti ada 3129 baris dokumen dan 2022 kata yang berbeda.

Sementara itu, untuk Getcontact memiliki nilai parameter TF-IDF sesuai dengan standar modul. Bentuk TF-IDF yang diperoleh adalah (3129, 2101) yang artinya ada 3129 baris dokumen dan 2101 kata yang unik.

3.4 Cosine Similarity

Untuk Truecaller dokumen yang digunakan adalah sebagai berikut.

1. Dokumen 1: kira lacak posisi pengguna nomor tidak kenal padahal tidak,
2. Dokumen 2: kualitas truecaller
3. Dokumen 3: lacak nomor bali kalimantan muncul akurat.

Dokumen-dokumen tersebut menghasilkan nilai *cosine similarity* sebagai berikut.

Tabel 9 Tabel Nilai Cosine Similarity Truecaller

	<i>Cosine similarity</i>
d1-d2	0.0
d1-d3	0.13
d2-d3	0.0

Sementara untuk Getcontact dokumen yang digunakan adalah sebagai berikut.

1. Dokumen 1: aplikasi bagus lihat teman pakai nama saja.
2. Dokumen 2: oke bagus guna.
3. Dokumen 3: tidak lihat simpan

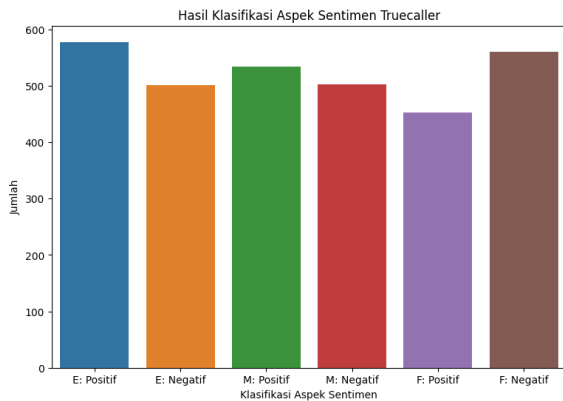
Dokumen-dokumen tersebut menghasilkan nilai *cosine similarity* sebagai berikut.

Tabel 10 Tabel Nilai Cosine Similarity Getcontact

	<i>Cosine similarity</i>
d1-d2	0.14
d1-d3	0.14
d2-d3	0.0

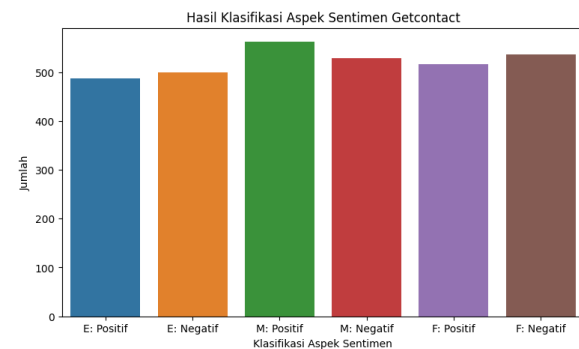
3.5 Hasil Analisis Sentimen

Hasil analisis sentimen menunjukkan bahwa dua aplikasi Truecaller dan Getcontact memiliki ulasan pengguna negatif dan positif setelah tahapan data *preprocessing* dengan nilai sentimen perbandingan aspek fitur, manfaat, dan *experience* adalah 3130. Dengan jumlah pembagian setiap aspek aplikasi Truecaller dan Getcontact sebagai berikut.



Gambar 2 Hasil Klasifikasi Aspek Truecaller

Berdasarkan Gambar 2, Hasil Klasifikasi Data Aspek Truecaller dengan positif *experience* adalah 578 data dengan jumlah aspek negatif *experience* adalah 502 data. Untuk aspek manfaat positif jumlah data yang diperoleh adalah 534 dan aspek manfaat negative 503. Selanjutnya, aspek fitur positif jumlah data yang diperoleh adalah 453 dan aspek fitur negatif adalah 560.



Gambar 3 Hasil Klasifikasi Aspek Getcontact

Berdasarkan Gambar 3, Hasil Klasifikasi Data Aspek Aplikasi Getcontact dengan positif *experience* adalah 483 data dengan jumlah aspek negatif *experience* adalah 500 data. Untuk aspek manfaat positif jumlah data yang diperoleh adalah 562 dan aspek manfaat negative 529. Selanjutnya, aspek fitur positif jumlah data yang diperoleh adalah 516 dan aspek fitur negatif adalah 536.

3.6 Evaluasi

Untuk melakukan ini evaluasi data dibagi menjadi dua bagian: 80% training data dan 20% test data. Hasilnya adalah 2504 training data and 626 test data untuk Truecaller dan 2504 training data and 626

test data untuk Getcontact. model dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix* and *K-fold Cross Validation* dengan hasil nilai evaluasi label positif dan negatif dengan 10-fold adalah sebagai berikut.

Tabel 11 Tabel Nilai Akurasi

Fold ke-	Akurasi	
	Truecaller:Id Penelepon	Getcontact
1	89,00%	88,00%
2	92,00%	87,00%
3	90,00%	87,00%
4	89,00%	89,00%
5	88,00%	88,00%
6	91,00%	87,00%
7	85,00%	89,00%
8	82,00%	88,00%
9	89,00%	87,00%
10	87,00%	89,00%

Berdasarkan pada tabel 11, aplikasi Truecaller memiliki nilai akurasi rata-rata 88,20%, sedangkan aplikasi Getcontact memiliki nilai akurasi 87,90%. Oleh karenanya, nilai akurasi aplikasi Truecaller lebih tinggi daripada nilai aplikasi Getcontact. Sementara itu nilai akurasi untuk analisis sentimen aspek adalah sebagai berikut.

Tabel 12 Tabel Nilai Akurasi Berbasis Aspek

Fold ke-	Akurasi Aspek	
	Truecaller	Getcontact
1	71,00%	66,00%
2	68,00%	63,00%
3	70,00%	68,00%
4	60,00%	56,00%
5	57,00%	60,00%
6	53,00%	63,00%
7	59,00%	64,00%
8	57,00%	67,00%
9	58,00%	69,00%
10	49,00%	63,00%

Berdasarkan pada tabel 12, aplikasi Truecaller memiliki nilai akurasi aspek rata-rata 60,20%, sedangkan aplikasi Getcontact memiliki nilai akurasi aspek rata-rata 63,90%. Oleh karenanya, nilai akurasi aplikasi Getcontact lebih tinggi daripada nilai aplikasi Truecaller. Selain akurasi didapat juga nilai rata-rata dari *precision*, *recall* dan *f1-score* pada aplikasi Truecaller dengan hasil sebagai berikut.

Tabel 13 Tabel Rata-rata Metrik Evaluasi Aplikasi Truecaller Berbasis Aspek

Label	Precision	Recall	F1-Score
Fitur	0,58	0,66	0,61
Manfaat	0,65	0,55	0,60
<i>Experience</i>	0,59	0,60	0,59

3.7.2 Visualisasi Data Aspek Manfaat Truecaller dan Getcontact

1. Aplikasi Truecaller

Berikut ini merupakan visualisasi data aspek manfaat aplikasi truecaller yaitu:



Gambar 8 Wordcloud Aspek Manfaat Positif Truecaller

Berdasarkan Gambar 8, Pada aspek manfaat positif Truecaller kata yang sering muncul adalah kata aplikasi, mantap, bantu, guna menjelaskan bahwa aplikasi manfaat aplikasi dalam bantu dalam blokir panggilan spam. Dengan wordcloud aspek manfaat negatif sebagai berikut.



Gambar 9 Wordcloud Aspek Manfaat Negatif Truecaller

Berdasarkan Gambar 3.8, Pada aspek manfaat negatif Truecaller kata yang sering muncul adalah kata tidak, aplikasi, bagus, nomor, lokasi menjelaskan bahwa aplikasi tidak berguna karena salah lacak lokasi dan nomor.

2. Aplikasi Getcontact

Selain truecaller berikut ini merupakan aspek getcontact manfaat yaitu:



Gambar 10 Wordcloud Aspek Manfaat Positif Getcontact

Berdasarkan Gambar 10, Pada aspek manfaat positif Getcontact kata yang sering muncul adalah

kata aplikasi, bagus, bantu, tipu menjelaskan bahwa aplikasi bantu dalam identifikasi nomor penipu. Dengan wordcloud aspek manfaat negatif sebagai berikut



Gambar 11 Wordcloud Aspek Manfaat Negatif Getcontact

Berdasarkan Gambar 11, Pada aspek manfaat negatif Getcontact kata yang sering muncul adalah kata tidak, aplikasi, bagus, jelek, nomor menjelaskan bahwa aplikasi tidak begitu bermanfaat.

3.7.3 Visualisasi Data Aspek Experience Truecaller dan Getcontact

1. Aplikasi Truecaller

Berikut ini merupakan visualisasi data aspek manfaat aplikasi truecaller yaitu



Gambar 12 Wordcloud Aspek Experience Positif Truecaller

Berdasarkan Gambar 12, Pada aspek experience positif Truecaller kata yang sering muncul adalah kata aplikasi, bagus, mantap, bantu, menjelaskan bahwa aplikasi fitur dalam aplikasi memiliki pengalaman yang baik bagi pengguna. Dengan wordcloud aspek experience negatif sebagai berikut.



Gambar 13 Wordcloud Aspek Experience Negatif Truecaller

Berdasarkan Gambar 13, Pada aspek experience negatif Truecaller kata yang sering muncul adalah kata tidak, aplikasi, nomor, masuk, sudah,

menjelaskan bahwa pengguna merasakan pengalaman bahwa dengan premium baru terasa baik penggunaan aplikasinya.

2. Aplikasi Getcontact

Selain truecaller berikut ini merupakan aspek *experience* aplikasi Getcontact yaitu:



Gambar 14 Wordcloud Aspek Experience Positif Getcontact

Berdasarkan Gambar 14, Pada aspek *experience* positif Getcontact kata yang sering muncul adalah kata aplikasi, bagus, bantu, tipu, menjelaskan bahwa aplikasi fitur dalam aplikasi memiliki pengalaman yang baik bagi pengguna terhadap nomor penipu. Dengan *wordcloud* aspek *experience* negatif sebagai berikut.



Gambar 15 Wordcloud Aspek Experience Negatif Getcontact

Berdasarkan Gambar 15, Pada aspek *experience* negatif Truecaller kata yang sering muncul adalah kata tidak, aplikasi unduh, sudah, verifikasi menjelaskan bahwa pengguna merasakan pengalaman bahwa aplikasi terkadang sulit diunduh.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membagi ulasan pada beberapa aspek yaitu fitur, *experience*, dan manfaat. Cluster sentimen pada aplikasi Truecaller banyak pembahasan mengenai aspek *experience* sementara aplikasi Getcontact banyak pembahasan mengenai aspek manfaat. Simpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Aplikasi Truecaller nilai *precision* aspek fitur yaitu 0,58, nilai *recall* aspek fitur yaitu 0,66, dan nilai *f1-score* aspek fitur yaitu 0,61. sementara itu selain fitur, didapat juga nilai *precision* aspek manfaat yaitu 0,65, *recall* aspek manfaat yaitu 0,55, dan nilai *f1-score* aspek manfaat yaitu 0,60 dan untuk nilai *precision* aspek *experience* yaitu

0,59, nilai *recall* aspek *experience* yaitu 0,60, dan nilai *f1-score* aspek *experience* yaitu 0,59. Dengan akurasi rata-rata sentimen adalah 88,20% dan akurasi rata-rata aspek adalah 60,20%.

2. Aplikasi Getcontact nilai *precision* aspek fitur yaitu 0,62, nilai *recall* aspek fitur yaitu 0,63, dan nilai *f1-score* aspek fitur yaitu 0,63. sementara itu selain fitur, didapat juga nilai *precision* aspek manfaat yaitu 0,73, nilai *recall* aspek manfaat yaitu 0,65, dan nilai *f1-score* aspek manfaat yaitu 0,68 dan untuk nilai *precision* aspek *experience* yaitu 0,62, nilai *recall* aspek *experience* adalah 0,65, dan nilai *f1-score* aspek *experience* yaitu 0,64. Dengan akurasi rata-rata sentimen adalah 88,20% dan akurasi rata-rata aspek adalah 60,20%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kominfo, "Indonesia Peringkat ke-2 Dunia Kasus Kejahatan Siber," 2015. https://www.kominfo.go.id/index.php/content/detail/4698/Indonesia-Peringkat-ke-2-Dunia-Kasus-Kejahatan-Siber/0/sorotan_media
- [2] P. Rosmalia, "Dibanjiri Panggilan Spam, Indonesia Rentan Penipuan," 2022. <https://mediaindonesia.com/weekend/477528/dibanjiri-panggilan-spam-indonesia-rentan-penipuan>
- [3] D. Duei Putri, G. F. Nama, and W. E. Sulistiono, "Analisis Sentimen Kinerja Dewan Perwakilan Rakyat (DPR) Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 10, no. 1, pp. 34–40, 2022, doi: 10.23960/jitet.v10i1.2262.
- [4] M. N. Muttaqin and I. Kharusudin, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Gojek Menggunakan Metode Support Vector Machine dan K Nearest Neighbor," *UNNES J. Math.*, vol. 10, no. 2, pp. 22–27, 2021, [Online]. Available: <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- [5] A. Sitio, A. Sindar, M. Marbun, D. Tiara, and A. Aswin, "Pengenalan Data Scientist Pada Peserta PKBM AL HABIB Melalui Belajar Dasar Coding Python," *J. Pengabd. Pada Masy.*, vol. 7, no. 1, pp. 194–200, 2022, doi: 10.30653/002.202271.44.
- [6] A. Nayoan, "Apa itu Web Scraping? Pengertian, Teknik, dan Manfaatnya," 2020. <https://www.niagahoster.co.id/blog/web-scraping/>
- [7] B. Gunawan, H. S. Pratiwi, and E. E. Pratama, "Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 4, no. 2, p. 113, 2018, doi: 10.26418/jp.v4i2.27526.
- [8] R. Nanda, E. Haerani, S. K. Gusti, and S. Ramadhani, "Klasifikasi Berita Menggunakan Metode Support Vector Machine," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 269–278, 2022, doi: 10.32672/jnkti.v5i2.4193.
- [9] 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.
- [10] C. H. Yutika, A. Adiwijaya, and S. Al Faraby, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Review

- Female Daily Men15akan TF-IDF dan Naïve Bayes,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, p. 422, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2845.
- [11] H. Herlambang, J. Suwita, and B. Tiara, “Analisa Dan Perancangan Sistem Pendeteksi Plagiarisme Skripsi Pada Stmik Insan Pembangunan Menggunakan Metode Cosine Similarity,” *Insa. Pambang. Sist. Inf. dan Komput.*, vol. 9, no. 1, 2021, doi: 10.58217/ipsikom.v9i1.188.
- [12] M. R. A. Nasution and M. Hayaty, “Perbandingan Akurasi dan Waktu Proses Algoritma K-NN dan SVM dalam Analisis Sentimen Twitter,” *J. Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 226–235, 2019, doi: 10.31311/ji.v6i2.5129.
- [13] V. K. S. Que, A. Iriani, and H. D. Purnomo, “Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization,” *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 2, pp. 162–170, 2020, doi: 10.22146/jnteti.v9i2.102.
- [14] Suhardjono, G. Wijaya, and A. Hamid, “PREDIKSI WAKTU KELULUSAN MAHASISWA MENGGUNAKAN SVM BERBASIS PSO,” *Bianglala Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 97–101, 2019.
- [15] D. T. Lukmana, S. Subanti, and Y. Susanti, “Analisis Sentimen Terhadap Calon Presiden 2019 Dengan Support Vector Machine Di Twitter,” *Semin. Nas. Penelit. Pendidik. Mat. 2019 UMT*, no. 2002, pp. 154–160, 2019.
- [16] D. Normawati and S. A. Prayogi, “Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter,” *J-SAKTI (Jurnal Sains Komput. dan Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021.
- [17] R. Chairulloh, A. Bijaksana, and B. A. Wahyudi, “Analisis Name Matching Untuk Nama Arab Menggunakan Metode N-gram Dan Jaccard Similarity,” *E-Proceeding Eng.*, vol. 5, no. 3, p. 7450, 2018.
- [18] I. W. Saputro and B. W. Sari, “Uji Performa Algoritma Naïve Bayes untuk Prediksi Masa Studi Mahasiswa,” *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 6, no. 1, p. 1, 2020, doi: 10.24076/citec.2019v6i1.178.
- [19] F. Tempola, M. Muhammad, and A. Khairan, “Perbandingan Klasifikasi Antara KNN dan Naive Bayes pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Cross Validation,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 5, p. 577, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201855983.
- [20] R. R. R. Arisandi, B. Warsito, and A. R. Hakim, “Aplikasi Naïve Bayes Classifier (Nbc) Pada Klasifikasi Status Gizi Balita Stunting Dengan Pengujian K-Fold Cross Validation,” *J. Gaussian*, vol. 11, no. 1, pp. 130–139, 2022, doi: 10.14710/j.gauss.v11i1.33991.
- [21] T. Annisa, “Mengenal peran sentiment analysis beserta cara kerjanya,” 2022. <https://www.ekrut.com/media/sentiment-analysis-adalah>
- [22] Warnia Nengsih, M. Mahrus Zein, and Nazifa Hayati, “Coarse-Grained Sentiment Analysis Berbasis Natural Language Processing – Ulasan Hotel,” *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 10, no. 1, pp. 41–48, 2021, doi: 10.22146/jnteti.v10i1.548.