

# Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Ekstraksi Fitur Model Word2vec Text Embedding Dan Algoritma Support Vector Machine (SVM)

Emi Suryati<sup>1\*</sup>, Styawati<sup>2</sup>, Ahmad Ari Aldino<sup>3</sup>

<sup>1\*,2</sup>Sistem Informasi, Universitas Teknokrat Indonesia, Lampung, Indonesia

<sup>3</sup>Informatika, Universitas Teknokrat Indonesia, Lampung, Indonesia

Email: <sup>1\*</sup>emisuryati09@gmail.com, <sup>2</sup>styawati@teknokrat.ac.id, <sup>3</sup>aldino@teknokrat.ac.id

**Nama Penulis Korespondensi: Emi Suryati**

Submitted	Accepted	Published
18-February-2023	26-February-2023	15-March-2023

**Abstrak**— Pada era *society* 5.0 teknologi informasi semakin berkembang dengan pesat, salah satunya pada bidang transportasi. Fenomena jasa transportasi *online* menjadi semakin populer dikalangan masyarakat. Dengan adanya fenomena tersebut, banyak masyarakat yang beropini terhadap jasa transportasi online baik komentar positif ataupun komentar negatif. Tujuan penelitian ini untuk melakukan analisis sentimen terhadap komentar atau pengguna aplikasi jasa transportasi *online* pada gojek dan grab di *google play store*. Tahapan proses penelitian ini adalah pengumpulan data, pelabelan data, *preprocessing* data, ekstraksi fitur serta klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Pengumpulan data dilakukan dengan *web scraping*. Pelabelan dataset dibagi menjadi dua kelas, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif. *Word2Vec Text Embedding* digunakan sebagai ekstraksi fitur model sebagai representasi kata ke dalam bentuk vektor. Arsitektur model *word2vec* yang digunakan adalah model *skip-gram*. Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk proses klasifikasi data untuk mengetahui tingkat akurasi terhadap sentimen data yang digunakan. Hasil pengujian yang dilakukan terhadap klasifikasi analisis sentimen pada aplikasi transportasi *online* menunjukkan hasil performa yang cukup baik yaitu untuk aplikasi Gojek mendapatkan tingkat akurasi sebesar 87%, presisi sebesar 93%, dan re-call sebesar 84%. Sedangkan aplikasi Grab mendapatkan tingkat akurasi sebesar 82%, presisi sebesar 89%, dan re-call sebesar 83%.

**Kata Kunci:** Analisis Sentimen; Klasifikasi; *Text Mining*; *Word2Vec*; *Support Vector Machine*.

**Abstract**—In the era of *society* 5.0, information technology is growing rapidly, one of which is in the field of transportation. The phenomenon of online transportation services is becoming increasingly popular among the public. With this phenomenon, many people have opinions about online transportation services, both positive and negative comments. The purpose of this study was to conduct a sentiment analysis of comments or users of online transportation service applications on gojek and grab on the Google Play Store. The stages of this research process are data collection, data labeling, data preprocessing, feature extraction and sentiment classification using the Support Vector Machine (SVM) algorithm. Data collection is done by web scraping. Dataset labeling is divided into two classes, namely positive sentiment and negative sentiment. *Word2Vec Text Embedding* is used as a feature extraction model to represent words in vector form. The architecture of the *word2vec* model used is the *skip-gram* model. The Support Vector Machine (SVM) algorithm is used for the data classification process to determine the level of accuracy of the data sentiment used. The results of tests carried out on the classification of sentiment analysis in online transportation applications show quite good performance results, namely for the Gojek application to get an accuracy rate of 87%, a precision of 93%, and a re-call of 84%. While the Grab application gets an accuracy rate of 82%, precision of 89%, and re-call of 83%.

**Keywords:** Sentiment Analysis; Classification; *Text Mining*; *Word2Vec*; Support Vector Machine.

## 1. PENDAHULUAN

Transportasi merupakan sarana yang umum digunakan untuk mengangkut barang atau manusia dari satu tempat ke tempat lain. Untuk menjawab kebutuhan masyarakat tersebut, saat ini telah lahir beberapa perusahaan penyedia aplikasi transportasi *online*. Sistem transportasi umum saat ini berbasis aplikasi yang terhubung dengan koneksi *internet* disebut dengan transportasi *online*[1]. Hal ini dapat dilihat dari bermunculannya model transportasi berbasis *online* pada kota-kota besar di Indonesia. Media *online* menjadi sarana masyarakat dalam urusan transportasi masa kini, karenanya tidak heran pebisnis Indonesia banyak yang membuka jasa transportasi menggunakan media *online*[2]. Fenomena jasa transportasi online ini menjadi semakin populer karena menawarkan inovasi-inovasi terbaru mengenai transportasi dengan menggabungkan teknologi komunikasi secara online sehingga

memberikan kemudahan bagi masyarakat untuk memesan jasa transportasi dimanapun dan kapanpun. Persaingan semakin ketat dalam memberikan berbagai layanan menarik bahkan promosi besar – besaran kepada pengguna jasa transportasi online, namun layanan yang diberikan tidak selamanya sempurna dan masih perlu untuk ditingkatkan. Dengan adanya fenomena tersebut, banyak masyarakat yang beropini terhadap jasa transportasi online baik komentar positif maupun komentar negatif. Oleh karena itu, diperlukan umpan balik dari pengguna untuk meningkatkan layanan yang telah disediakan aplikasi tersebut.

Sentimen merupakan opini seseorang terhadap suatu topik, produk, atau layanan tertentu. Sentimen analisis digunakan untuk menganalisis opini atau sentimen terhadap suatu topik tertentu, apakah opini tersebut cenderung positif atau negatif[3]. Google Play Store menyediakan tempat dimana pengguna dapat menggunakan aplikasi langsung dari pengembang dan juga proses ulasan pengguna aplikasi dapat langsung dilakukan melalui kolom komentar yang telah disediakan. Pengguna jasa transportasi online memberi tanggapan dan opini melalui kolom komentar pada Google Play Store. Pengalaman pengguna dalam menggunakan aplikasi tergambar menjadi dua bagian, yaitu nilai rating dan ulasan pengguna. Ulasan pada Google Play Store memiliki rating dari 1 sampai 5. Namun sering kali pengguna memberikan rating tidak sesuai dengan ulasannya, sehingga hal ini belum cukup menggambarkan kualitas dari aplikasi. Ulasan berbentuk kalimat lebih menggambarkan bagaimana tanggapan pengguna terhadap aplikasi. Hal ini dapat memungkinkan bahwa ulasan tersebut mempengaruhi pengunjung atau pengguna yang baru akan mengunduh aplikasi jasa transportasi online. Ulasan tersebut berguna untuk meningkatkan kualitas layanan pada aplikasi jasa transportasi online yang bertujuan untuk membangun kepercayaan pengguna. Dalam penelitian ini, ulasan tersebut digunakan sebagai bahan penelitian.

Penulis melakukan analisis sentimen pada dataset ulasan pengguna aplikasi jasa transportasi online (Gojek dan Grab) yang terdapat di google play store dengan menggunakan ekstraksi fitur kata model *Word2vec Text Embedding*. Pendekatan ini akan menghasilkan pemetaan kata yang saling berdekatan satu sama lain dalam bentuk vektor jika kata tersebut memiliki makna yang serupa[4]. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini adalah *Support Vector Machine (SVM)* yang Algoritma SVM digunakan untuk membantu dalam melakukan proses klasifikasi sentimen pada penelitian ini. SVM menjadi metode yang kuat untuk pola klasifikasi, memiliki tingkat keberhasilan yang tinggi saat diterapkan di berbagai bidang[5]. Banyak dari kalangan komunitas *machine learning* berminat untuk mempelajari dan mengembangkan SVM karena kinerjanya yang sangat baik dalam berbagai masalah pembelajaran[6].

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam penelitian ini ada beberapa tahapan dalam melakukan analisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi transportasi online (Gojek dan Grab). Tahapan pertama yaitu pengumpulan data, Preprocessing data, ekstraksi fitur menggunakan model *Word2vec Text Embedding* dan klasifikasi. Pada penelitian ini menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* sebagai model dalam klasifikasi sentimen yang nantinya juga akan dilakukan proses validasi dan evaluasi data.

### 2.1 Pengumpulan data

Pada tahap ini pengumpulan data dengan melakukan *web scraping* memanfaatkan aplikasi *WebHarvy*. Tujuan dari *web scraping* adalah mendapatkan data untuk kemudian melakukan ekstraksi informasi yang dimiliki oleh data tersebut. Cara kerja *web scraping* adalah dengan mengakses halaman web, memilih elemen data yang ada dalam halaman tersebut, melakukan ekstraksi dan transformasi bila diperlukan, dan terakhir menyimpan data tersebut menjadi dataset terstruktur (Boeing and Waddell, 2017). Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset ulasan pengguna aplikasi Gojek dan Grab di *google play store* pada periode Oktober 2020 – Maret 2021. Jumlah data yang diambil dari web link gojek sebanyak 14689 data ulasan sedangkan grab sebanyak 15955 data ulasan.

### 2.2 Pelabelan Kelas Sentimen

Pada tahap ini pelabelan kelas sentimen atau opini pada data ulasan pengguna dikelompokkan menjadi dua kelas sentimen yaitu kelas positif dan kelas negatif. Pelabelan tersebut dilakukan secara manual untuk memudahkan dalam mengelola data dengan membaca maksud dari kalimat yang ada dalam ulasan tersebut, sehingga dapat diberi label sentimen bahwa ulasan tersebut termasuk kedalam sentimen positif atau negatif. Namun karena data yang perlu diberi label banyak, hal ini membutuhkan

waktu yang tidak singkat. Pengelompokkan kelas positif berdasarkan komentar yang mengandung kata bermakna positif, saran, mendukung dan menyatakan persetujuan. Sedangkan untuk kriteria kelas negatif adalah berdasarkan komentar yang mengandung kata bermakna negatif, ejekan, dan keluhan atau ketidakpuasan pengguna terhadap aplikasi. Komentar yang bersifat netral dan juga komentar-komentar yang tidak ada hubungannya dengan opini terhadap aplikasi akan dihapus dari dataset. Tahap ini bertujuan untuk memberikan pembelajaran pada model yang akan dibentuk di tahap pelatihan data.

### 2.3 Preprocessing Data

Setelah dilakukan tahap pelabelan data, langkah selanjutnya adalah tahapan *preprocessing data*. *Preprocessing data* digunakan untuk mengkondisikan dataset yang belum terstruktur agar sesuai dengan kebutuhan sehingga data siap untuk melewati tahapan berikutnya. Tahapan yang dilakukan peneliti dalam *preprocessing data* adalah sebagai berikut:

- Case Folding* merupakan proses untuk mengubah semua karakter pada teks menjadi huruf kecil. Karakter yang diproses hanya huruf 'a' hingga 'z'.
- Cleaning* merupakan kegiatan penghapusan karakter-karakter yang tidak sesuai ketentuan yang dibuat seperti huruf atau karakter diluar alphabet a-z (termasuk tanda baca), menghapus link atau URL, hashtag, username[7].
- Tokenizing* merupakan proses memecah yang semula berupa kalimat menjadi kata-kata atau memutus urutan string menjadi potongan-potongan seperti kata-kata berdasarkan tiap kata yang menyusunnya yang disebut dengan token.

### 2.4 Word2vec Text Embedding

Pada tahun 2013, Mikolov dkk memperkenalkan *word2vec* dengan dua metode yaitu Skip-gram dan Continuous Bag of Words (CBOW) [8]. *Word2vec* membuat vektor yang didistribusikan representasi numerik dari fitur kata. Tujuan dan manfaat *word2vec* adalah untuk mengelompokkan vektor dari kata yang mirip di dalam ruang vektor. Dengan menggunakan data yang cukup, *word2vec* dapat memprediksi secara akurat arti kata berdasarkan riwayat kemunculannya. Prediksi tersebut dapat digunakan untuk menentukan asosiasi sebuah kata dengan kata-kata lainnya yang mirip [9].

Pada tahap ini data yang telah melewati *preprocessing data* akan dilakukan ekstraksi fitur atau yang sering dikenal dengan pembobotan kata. Ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian ini adalah *word2vec text embedding*. *Word2vec* berfungsi untuk mengubah kata menjadi vektor. Kata-kata yang memiliki makna atau arti yang cukup mirip akan memiliki output yang berdekatan antara satu sama lain. Arsitektur model *word2vec* yang digunakan pada penelitian ini adalah skip-gram. Model *skip-gram* dapat memprediksi kata-kata yang berada disekitar kata tersebut pada suatu kalimat. Pada penelitian ini penulis lebih memilih menggunakan *skip-gram* karena model tersebut lebih efisien untuk mempelajari representasi vektor kata dalam jumlah besar pada teks yang tidak terstruktur dikarenakan terdapat variasi kata dengan jumlah yang banyak, dikhawatirkan akan terjadi kemunculan kata yang jarang dijumpai.

### 2.5 Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

*Support Vector Machine* (SVM) merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang paling populer untuk klasifikasi [10]. Selama dekade terakhir, SVM menjadi metode yang kuat untuk pola klasifikasi, memiliki tingkat keberhasilan yang tinggi saat diterapkan diberbagai bidang[11]. Sehingga banyak dari kalangan komunitas *machine learning* berminat untuk mempelajari dan mengembangkan SVM karena kinerjanya yang sangat baik dalam berbagai masalah pembelajaran[12]. SVM adalah metode *learning machine* yang bertujuan untuk menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah kelas pada ruang input (*input space*). Algoritma klasifikasi SVM menggunakan data training untuk membentuk model klasifikasi, model yang terbentuk digunakan sebagai prediksi kelas data baru yang belum pernah ada sebelumnya yang disebut dengan testing data.

### 2.6 K-Fold Cross Validation

*K-fold cross validation* adalah salah satu metode *cross validation* yang digunakan untuk menghitung akurasi prediksi suatu sistem. Metode ini banyak digunakan peneliti karena dapat mengurangi waktu komputasi dengan tetap menjaga keakuratan estimasi[13]. Dalam *k-folds cross validation*, data (D) dibagi ke dalam k subsets  $D_1, D_2, \dots, D_k$  dengan jumlah yang sama. Proses ini diulangi sebanyak k subsets dan hasil akurasi klasifikasi yaitu hasil rata-rata dari setiap data training dan testing. K-folds

yang biasa digunakan adalah 3, 5, 10 dan 20[14],[15].

## 2.7 Confusion Matrix

Cara kerja *confusion matrix* dengan mengolah data untuk membandingkan hasil prediksi dengan label sesungguhnya. Evaluasi dengan *confusion matrix* menghasilkan nilai akurasi, presisi dan re-call. Pada evaluasi klasifikasi terdapat empat kemungkinan yang bisa terjadi dari hasil klasifikasi suatu data. Jika data positif dan diprediksi positif maka dihitung sebagai true positive dan jika data positif diprediksi negatif maka akan dihitung sebagai false negative. Pada data negatif jika diprediksi negatif dihitung sebagai *true negative* dan jika diprediksi positif maka akan dihitung sebagai *false positive*.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

Actual	Prediction	
	Positif	Negatif
Positif	True Positive (TP)	True Negative (TN)
Negatif	False Positive (FP)	False Negative (FN)

### a. Precision

*Precision* adalah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban sistem *precision* dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut

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

### b. Recall

*Recall* adalah salah satu perhitungan keakuratan prediksi yang digunakan sebagai ukuran tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi, *recall* dapat dihitung melalui rumus sebagai berikut

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

### c. Accuracy

*Accuracy* adalah tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual. Jika nilai akurasi tinggi maka sebuah sistem akan semakin bagus dalam melakukan prediksi, akurasi dapat rumus sebagai berikut ini

$$Accuracy = \frac{\text{Prediksi data benar}}{\text{Total data}} \\ = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

## 2.8. Word Cloud

*Word Cloud* merupakan representasi visual dari data teks digunakan untuk menggambarkan visualisasi suatu bentuk teks secara bebas. *Word Cloud* akan menampilkan kata dengan frekuensi kata terbanyak, semakin banyak frekuensi tersebut akan semakin menonjol diantara kata lainnya (Andreyestha, 2016). Pada penelitian ini *word cloud* digunakan untuk memunculkan kata-kata yang paling sering muncul di dalam teks baik kata-kata yang

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini menggunakan dataset yang didapatkan dari hasil *web scraping* pada ulasan pengguna aplikasi Gojek dan Grab yang ada di *google play store* periode Oktober 2020 – Maret 2021, dengan memanfaatkan aplikasi *WebHarvy* sebagai alat untuk melakukan *scraping* data. Jumlah dataset ulasan pengguna yang berhasil diambil yaitu pada aplikasi gojek sebanyak 14689 ulasan sedangkan grab sebanyak 15955 ulasan. Langkah selanjutnya akan dilakukan pelabelan dataset menjadi dua kelas yaitu

kelas positif dan kelas negatif. Pelabelan tersebut dilakukan secara manual. Berikut adalah contoh dari proses pelabelan data dapat dilihat pada Tabel 2.

**Tabel 2.** *Labelling data*

Ulasan	Sentimen
Aplikasi gk ada gunanya, mending blokir aja deh dari indonesia,bikin akun baru dan belum pernah pake sama sekali ko di banded,org mau pesen makanan ko tiba2 akun anda di banded,aplikasi gk ada gunanya, mending blokir aja deh dari indonesia,merugikan banyak org aja.	Negatif
Membantu sekali, dan alhamdulillah selalu bagus pelayanannya	Positif
Nyamann dan suka banget sama aplikasinya yang mudah banget digunain, gak pakai ribet claim apapun, refund semuanya mudah banget	Positif

Berikut adalah hasil pelabelan dari jumlah data data sentimen yang sudah dikelompokkan berdasarkan sentimen positif dan negatif yang dapat dilihat pada Tabel 3. berikut

**Tabel 3.** Perbandingan jumlah sentimen

Aplikasi	Sentimen Positif	Sentimen Negatif	Jumlah
Gojek	8458	6230	14688
Grab	10658	5296	15954

### 3.1 Preprocessing Data

Setelah dilakukan proses pelabelan kelas sentimen tahap selanjutnya adalah melakukan *preprocessing* data. Berikut adalah contoh hasil dari *preprocessing* data dapat dilihat pada Tabel 4-6.

**Tabel 4.** Tahap *Case Folding*

Input	Case Folding
Aplikasi gk ada gunanya, mending blokir aja deh dari indonesia,bikin akun baru dan belum pernah pake sama sekali ko di banded,org mau pesen makanan ko tiba2 akun anda di banded,aplikasi gk ada gunanya, mending blokir aja deh dari indonesia,merugikan banyak org aja.	aplikasi gk ada gunanya, mending blokir aja deh dari indonesia,bikin akun baru dan belum pernah pake sama sekali ko di banded,org mau pesen makanan ko tiba2 akun anda di banded,aplikasi gk ada gunanya, mending blokir aja deh dari indonesia,merugikan banyak org aja.
Membantu sekali, dan alhamdulillah selalu bagus pelayanannya	membantu sekali, dan alhamdulillah selalu bagus pelayanannya
Nyamann dan suka banget sama aplikasinya yang mudah banget digunain, gak pakai ribet claim apapun, refund semuanya mudah banget	nyamann dan suka banget sama aplikasinya yang mudah banget digunain, gak pakai ribet claim apapun, refund semuanya mudah banget

Tabel 5 Hasil *Cleaning* data

Case Folding	Cleaning
aplikasi gk ada gunanya, mending blokir aja deh dari indonesia,bikin akun baru dan belum pernah pake sama sekali ko di banded,org mau pesen makanan ko tiba2 akun anda di banded,aplikasi gk ada gunanya, mending blokir aja deh dari indonesia,merugikan banyak org aja.	aplikasi gk ada gunanya mending blokir aja deh dari indonesia,bikin akun baru dan belum pernah pake sama sekali ko di banded,org mau pesen makanan ko tiba2 akun anda di banded,aplikasi gk ada gunanya mending blokir aja deh dari indonesia,merugikan banyak org aja

membantu sekali, dan alhamdulillah selalu bagus pelayanannya	membantu sekali dan alhamdulillah selalu bagus pelayanannya
nyamann dan suka banget sama aplikasinya yang mudah banget digunain, gak pakai ribet claim apapun, refund semuanya mudah banget	nyamann dan suka banget sama aplikasinya yang mudah banget digunain gak pakai ribet claim apapun refund semuanya mudah banget

Tabel 6 Hasil *Tokenizing*

Cleaning	Tokenizing
aplikasi gk ada gunanya mending blokir aja deh dari indonesiabikin akun baru dan belum pernah pake sama sekali ko di bandedorg mau pesen makanan ko tiba akun anda di bandedaplikasi gk ada gunanya mending blokir aja deh dari indonesiamerugikan banyak org aja	['aplikasi', 'gk', 'ada', 'gunanya', 'mending', 'blokir', 'aja', 'deh', 'dari', 'indonesiabikin', 'akun', 'baru', 'dan', 'belum', 'pernah', 'pake', 'sama', 'sekali', 'ko', 'di', 'bandedorg', 'mau', 'pesen', 'makanan', 'ko', 'tiba', 'akun', 'anda', 'di', 'bandedaplikasi', 'gk', 'ada', 'gunanya', 'mending', 'blokir', 'aja', 'deh', 'dari', 'indonesiamerugikan', 'banyak', 'org', 'aja']
membantu sekali dan alhamdulillah selalu bagus pelayanannya	['membantu', 'sekali', 'dan', 'alhamdulillah', 'selalu', 'bagus', 'pelayanannya']
nyamann dan suka banget sama aplikasinya yang mudah banget digunain, gak pakai ribet claim apapun refund semuanya mudah banget	['nyamann', 'dan', 'suka', 'banget', 'sama', 'aplikasinya', 'yang', 'mudah', 'banget', 'digunain', 'gak', 'pakai', 'ribet', 'claim', 'apapun', 'refund', 'semuanya', 'mudah', 'banget']

### 3.2 Ekstraksi Fitur *Word2Vec Text Embedding*

Training *word2vec* dilakukan setelah dataset melewati tahap *preprocessing* data. *Library* yang digunakan adalah *gensim*. Arsitektur yang dipakai dalam penelitian ini adalah skip-gram. Dengan *size*-nya 100 dimensi dan *window*-nya adalah 5. Berikut adalah salah satu contoh hasil dari pembentukan model ekstraksi fitur pada kata "baik" dapat liat pada Gambar 1 dibawah ini.

```
model['baik']
array([ 0.08613379, -0.8934158, -0.32305413,  0.05562313,  0.00753074,
        -0.0870968,  -0.28871977,  0.10036154, -0.4480835,  0.22276284,
        -0.40767652,  0.07627442,  0.04542255, -0.13425665,  0.06046547,
        -0.5668965,  -0.00323777, -0.46686763, -0.98593485,  0.01401951,
        0.4463616,  0.508741, -0.4346961,  0.06767197,  0.66118455,
        0.31680688,  0.1772002, -0.07977831, -0.6509284,  0.14082636,
        -0.01552878, -0.3835577, -0.25405082, -0.44073814, -0.49971667,
        0.06928093, -0.05219117,  0.3455092,  0.02989649,  0.031814,
        0.54549545,  0.32830703,  0.13529074,  0.3077256,  0.54124635,
        0.20900652,  0.03783119,  0.05663374,  0.38629737,  0.6660632,
        -0.12746485, -0.20736378, -0.0492182,  0.03318911,  0.11992865,
        0.45062044, -0.21353744, -0.30718, -0.36425948, -0.16165078,
        0.30269444,  0.06992257, -0.6818243,  0.39439633,  0.6508267,
        -0.09161045, -0.09037343,  0.28014025, -0.17418692, -0.06872621,
        -0.55357003,  0.19423799,  0.26780227, -0.2996175,  0.89633507,
        -0.12530278, -0.06512169, -0.83730793, -0.38273644,  0.357098,
        0.2599407,  0.13271497, -0.2800205,  0.05595107, -0.25897866,
        -0.5161439, -0.33153802, -0.03916757, -0.04404639,  0.34873953,
        -0.12189879, -0.33512905, -0.34752992, -0.44409242, -0.5761485,
        -0.37328038,  0.49565473, -0.08067919, -0.25115225, -0.2014448 ],
       dtype=float32)
```

**Gambar 1.** Contoh hasil vektor kata

Tingkat kemiripan antar kata dalam vektor yang saling berdekatan dapat dilihat pada Gambar 2 berikut ini.

```

model.most_similar('mantap', topn=10)

[('keren', 0.8933255076408386),
 ('mantul', 0.8463063836097717),
 ('best', 0.8362192511558533),
 ('mantep', 0.8249196410179138),
 ('sip', 0.8229867219924927),
 ('the', 0.8122654557228088),
 ('pokoknya', 0.8051090240478516),
 ('pokonya', 0.7971594333648682),
 ('ok', 0.7940838932991028),
 ('good', 0.7859146595001221)]

model.similarity('mantul', 'keren')

0.91389996

```

**Gambar 2.** Contoh hasil kemiripan antar vektor kata

### 3.3 Klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM)

Sebelum melakukan klasifikasi data, hal yang harus dilakukan adalah membagi data yang sudah di ekstraksi fitur pada tahap sebelumnya menjadi dua bagian, yaitu training data dan testing data. Dengan perbandingan 80% : 20%, untuk testing dataset 20% dan sisanya 80% untuk training dataset. Berikut merupakan klasifikasi analisis sentimen menggunakan paramater optimum yang telah didapatkan yaitu menggunakan kernel RBF, adapun perbandingan hasil klasifikasi akurasi, presisi, dan re-call yang didapat dari dataset ulasan gojek dan grab dapat dilihat pada Tabel 7.

**Tabel 7.** Hasil Perbandingan klasifikasi sentimen

Platform	Accuracy	Precision	Recall
Gojek	87%	93%	84%
Grab	82%	89%	83%

Untuk mengetahui tingkat performa algoritma SVM, maka penulis melakukan evaluasi terhadap hasil model. Evaluasi hasil dilakukan untuk mengukur dan dapat menarik kesimpulan dari proses penelitian yang telah dilakukan. Pengukuran kinerja diperlukan untuk menggambarkan seberapa baik sistem dalam proses klasifikasi data. Dalam penelitian ini metode yang digunakan untuk evaluasi hasil adalah k-fold cross validation dan *confusion matrix*.

*K-fold cross validation* memanfaatkan *library sklearn* pada pemrograman python. Penelitian ini menggunakan *10-fold cross validation* untuk menguji performa *machine* dalam membentuk klasifikasi. Dataset akan dibagi menjadi 10 fold. Berikut adalah hasil rata-rata dari pengujian menggunakan *10-fold cross validation*

**Tabel 8.** Hasil Perbandingan *10-fold cross validation*

Platform	Pengujian (10-Fold)
Gojek	87%
Grab	82%

*Confusion matrix* dilakukan untuk menghitung kesesuaian antara ulasan pengguna dengan hasil prediksi yang dilakukan oleh model. Setelah model menghasilkan prediksi pada masing-masing kelas selanjutnya dilakukan perhitungan tingkat kepercayaan model untuk mengetahui seberapa dapat dipercaya model dalam memprediksi kelas. Berikut adalah hasil confusion matrix dari klasifikasi sentimen Gojek yang dapat dilihat pada Gambar 3.

```

[[1140 106]
 [ 264 1428]]
precision recall f1-score support
0 0.81 0.91 0.86 1246
1 0.93 0.84 0.89 1692

accuracy 0.87 2938
macro avg 0.87 0.88 0.87 2938
weighted avg 0.88 0.87 0.87 2938

```

**Gambar 3.** Hasil evaluasi *confusion matrix* Gojek

Berdasarkan Tabel 9, menunjukkan perhitungan hasil dari pengujian model dimana data test (aktual) pada ulasan yang berlabel negatif benar diprediksi oleh model sebesar 1140 dan salah dalam memprediksi sebesar 106. Sedangkan untuk ulasan yang berlabel positif kemungkinan dapat benar memprediksi sebesar 1428 dan kemungkinan memprediksi salah sebesar 264.

**Tabel 9.** Hasil *confusion matrix* pada Gojek

		Nilai Prediksi	
		Negatif	Positif
Nilai Aktual	Negatif	1140	106
	Positif	264	1428

Berikut adalah hasil confusion matrix dari klasifikasi sentimen Grab yang dapat dilihat pada Gambar 4.15 dibawah ini.

```

[[ 832 212]
 [ 358 1789]]
precision recall f1-score support
0 0.70 0.80 0.74 1044
1 0.89 0.83 0.86 2147

accuracy 0.82 3191
macro avg 0.80 0.82 0.80 3191
weighted avg 0.83 0.82 0.82 3191

```

**Gambar 4.** Hasil evaluasi *confusion matrix* Grab

Berdasarkan Tabel 4.10, menunjukkan hasil perhitungan dari pengujian model dimana data test (aktual) pada ulasan yang berlabel negatif benar diprediksi oleh model sebesar 832 dan salah dalam memprediksi sebesar 212. Sedangkan untuk ulasan yang berlabel positif kemungkinan dapat benar memprediksi sebesar 1789 dan kemungkinan memprediksi salah sebesar 358.

Tabel 10 Hasil confusion matrix pada Grab

		Nilai Prediksi	
		Negatif	Positif
Nilai Aktual	Negatif	832	212
	Positif	358	1789







- Technologies*, 5(1), pp. 1–184. doi: 10.2200/S00416ED1V01Y201204HLT016.
- [8] Mikolov, T. *et al.* (2013) 'Efficient estimation of word representations in vector space', *1st International Conference on Learning Representations, ICLR 2013 - Workshop Track Proceedings*, pp. 1–12.
- [9] Octaviani, P. A., Yuciana Wilandari and Ispriyanti, D. (2014) 'Penerapan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) pada Data Akreditasi Sekolah Dasar (SD) di Kabupaten Magelang', *Jurnal Gaussian*, 3(8), pp. 811–820. Available at: [http://download.portalgaruda.org/article.php?article=286497&val=4706&title=PENERAPAN METODE KLASIFIKASI SUPPORT VECTOR MACHINE \(SVM\) PADA DATA AKREDITASI SEKOLAH DASAR \(SD\) DI KABUPATEN MAGELANG](http://download.portalgaruda.org/article.php?article=286497&val=4706&title=PENERAPAN%20METODE%20KLASIFIKASI%20SUPPORT%20VECTOR%20MACHINE%20(SVM)%20PADA%20DATA%20AKREDITASI%20SEKOLAH%20DASAR%20(DI%20KABUPATEN%20MAGELANG).
- [10] Olive, I. *et al.* (2020) 'Implementasi Text Mining untuk Analisis Layanan Transportasi Online dengan Analisis Faktor', *Jurnal SimanteC*, 8(2).
- [11] Pratama, Y. T., Bachtiar, F. A. and Setiawan, N. Y. (2018) 'Analisis Sentimen Opini Pelanggan Terhadap Aspek Pariwisata Pantai Malang Selatan Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine', *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (J-PTIIK) Universitas Brawijaya*, 2(12), pp. 6244–6252.
- [12] Priansya, S. (2017) 'Normalisasi Teks Media Sosial Menggunakan Word2vec, Levenshtein Distance, dan Jaro-Winkler Distance', *Institut Teknologi Sepuluh Nopember*, p. Tugas Akhir-KS141501.
- [13] Raffi, A. *et al.* (2019) 'Analisis Model Word2vec dalam Penyelesaian Soal Analogi pada Bahasa Indonesia', 6(2), pp. 8513–8519.
- [14] Rong, X. (2014) 'word2vec Parameter Learning Explained', *arXiv:1411.2738v1*, pp. 1–20. Available at: <http://arxiv.org/abs/1411.2738>.
- [15] Rusli, M. (2020) 'Ekstraksi Fitur Menggunakan Model Word2Vec Pada Sentiment Analysis Kolom Komentar Kuisisioner Evaluasi Dosen Oleh Mahasiswa', *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, 7(1), p. 35. doi: 10.20527/klik.v7i1.296.