

# ANALISIS SENTIMEN ULASAN PADA MASKAPAI PENERBANGAN VIRGIN AMERICA MENGGUNAKAN METODE DECISION TREE

Arya Adi Restu Putra Pratama\*<sup>1</sup>, Bayu Rizky Utomo<sup>2</sup>, Naufal Hanan Jati Asmara<sup>3</sup>, Arig Kusuma Jati<sup>4</sup>, Rajnaparamitha Kusumastuti<sup>5</sup>

<sup>12345</sup> Prodi Informatika, STMIK Amikom Surakarta

<sup>12345</sup> Sukoharjo Indonesia

Email: <sup>1</sup>[arya.10415@mhs.amikomsolo.ac.id](mailto:arya.10415@mhs.amikomsolo.ac.id),

<sup>2</sup>[bayu.10423@mhs.amikomsolo.ac.id](mailto:bayu.10423@mhs.amikomsolo.ac.id), <sup>3</sup>[naufal.10413@mhs.amikomsolo.ac.id](mailto:naufal.10413@mhs.amikomsolo.ac.id),

<sup>4</sup>[arig.10425@mhs.amikomsolo.ac.id](mailto:arig.10425@mhs.amikomsolo.ac.id), <sup>5</sup>[rajna@dosen.amikomsolo.ac.id](mailto:rajna@dosen.amikomsolo.ac.id)

## Abstract

*This sentiment analysis aims to evaluate public opinion on airline services by analyzing review data collected from passenger reviews. This research method uses literature studies as a theoretical basis, data collection, preprocessing which includes tokenize techniques, transform case, filter length, filter stopwords (English), data cleaning, then continued decision tree modeling and evaluation of results. The purpose of this research is to determine the accuracy and user reviews about airlines. The results of the Decision Tree method state that sentiment makes an important contribution in the field of sentiment analysis and services with an accuracy rate in this method of 52.18%. In class precision for pred. negative 0.00%, for pred positive 73.68% and pred.negative 51.20%. In class recall neutral 0.00%, class recall positive 14.51% and class recall negative 98.85%.*

**Keywords:** Decision Tree, Sentiment, Airline

## Abstraksi

*Analisis sentimen ini bertujuan untuk mengevaluasi opini publik terhadap layanan maskapai penerbangan dengan menganalisis data ulasan yang dikumpulkan dari ulasan penumpang. Metode penelitian ini menggunakan studi literatur sebagai landasan teoritis, pengumpulan data, preprocessing yang mencakup teknik tokenize, transform case, filter length, filter stopwords (English), pembersihan data, kemudian dilanjutkan modeling decision tree dan evaluasi hasil. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui akurasi dan ulasan pengguna mengenai maskapai penerbangan. Hasil pada metode Decision Tree menyatakan bahwa sentimen memberikan kontribusi penting dalam bidang analisis sentimen dan layanan dengan tingkat akurasi pada metode ini sebesar 52,18%. Pada class precision untuk pred. negative 0,00%, untuk pred positive 73,68% dan pred.negative 51,20%. Pada class recall neutral 0,00%, class recall positive 14,51% dan class recall negative 98,85%.*

**Kata Kunci:** Decision Tree, Sentimen, Maskapai Penerbangan

## 1. PENDAHULUAN

Pada saat ini sosial media adalah alat komunikasi paling digunakan pada era digital. Hampir setiap orang menggunakan sosial media [1]. Pendapat masyarakat semakin luas

dan bebas diungkapkan dalam berbagai media. Sentimen memiliki potensi besar bagi perusahaan yang ingin menerima ulasan dari masyarakat tentang *private* labelnya [2]. Pendapat lain juga mengatakan bahwa semakin maraknya penggunaan media sosial maka semakin banyak opini yang bisa didapatkan dari percakapan, komentar, pemberian *rating* dan sebagainya [3]. Alat transportasi juga tidak kalah pentingnya untuk memperhatikan ulasan pelanggan pada saat ini. Karena *rating* seorang pelanggan dapat berpengaruh dalam pelaksanaan sebuah usaha jasa layanan [4].

Analisis sentimen ulasan pelanggan untuk sebuah layanan sangat berpengaruh dan penting dalam menentukan performa dan penerimaan layanan yang didapatkan [5]. Beberapa penelitian terdahulu telah menunjukkan analisis sentimen untuk kepuasan pelanggan. Penelitian yang dilakukan oleh [6] telah menggunakan algoritma *Decision Tree*, *SVM*, dan *Random Forest* untuk mengetahui ulasan penumpang dan meningkatkan layanan untuk maskapai penerbangan. Ulasan pelanggan dapat bermacam-macam mulai dari positif, negatif, dan netral. Pelanggan sering kali mengekspresikan kepuasan mereka melalui sebuah *review* atau *rating* pada pelayanan jasa atau barang [7]. Adanya ulasan yang ditulis oleh pelanggan dapat dijadikan analisis untuk menghasilkan keluaran yang berpotensi bermanfaat. Salah satu model analisis yang mungkin adalah analisis sentimen [8].

Analisis sentimen adalah proses mengidentifikasi dan mengategorikan opini atau perasaan dalam teks untuk memahami pandangan pelanggan terhadap suatu topik, produk, layanan, atau entitas, berdasarkan data dari ulasan, media sosial, survei, dan berita [9].

*Decision Tree* adalah algoritma untuk analisis data yang membagi data ke dalam kategori berdasarkan aturan tertentu. Struktur utamanya terdiri dari tiga jenis simpul: simpul *root* (titik awal pengambilan keputusan), simpul perantara (untuk memisahkan data berdasarkan kondisi), dan simpul *leaf* (tempat keputusan akhir diberikan). Algoritma ini membantu membuat model prediktif dengan mengelompokkan data berdasarkan fitur yang relevan [10]. Dalam penelitian ini metode yang digunakan penulis adalah metode *Decision Tree* yang bertujuan untuk mengelompokkan sentimen positif, netral dan negatif. Serta untuk mengetahui informasi kepuasan penumpang terhadap jasa layanan maskapai penerbangan *Virgin America*.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Penelitian Terdahulu

Pada penelitian sebelumnya telah meneliti analisis sentimen untuk mengetahui ulasan negatif dan positif dengan menggunakan *Naïve Bayes*. Penelitian ini diterapkan untuk mengetahui ulasan dari pengguna *game online* dengan platform *Steam*. Dan hasilnya mendapatkan 80,97%, untuk *recall* positif sebesar 78,49% dan *recall* negatif 86,67%. Sedangkan presisi untuk prediksi positif sebesar 93,10% dan presisi untuk prediksi negatif sebesar 63,73% [11].

Penelitian selanjutnya menganalisis tentang korban yang pinjam *online* di Twitter dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)*. Hasil dari menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* menunjukkan sentimen negatif dengan sebesar 59% lebih mendominasi dari sentimen positif sebesar 41%. Dan untuk tingkat keakurasiannya sebesar 62.00% [12].

Penelitian berikutnya ini tentang mengklasifikasikan sentimen dari Twitter dengan menggunakan algoritma *Random Forest* dengan *hyperparameter tuning* mencapai *F1 score* sebesar 0.765 untuk mengetahui ulasan dari para pelanggan atau masyarakat yang bertujuan untuk meningkatkan layanan pelanggan dan meningkatkan reputasi mereka [13].

Penelitian ini membahas tentang analisis sentimen terhadap aplikasi PLN *Mobile* menggunakan metode *Decision Tree*, dengan akurasi yang dihasilkan adalah 96%, rata-rata presisinya 91%, rata-rata *recall*-nya sebesar 96%, dan rata – rata skor *F1* sebesar 93% [14]. Berdasarkan dari keempat penelitian sebelumnya dapat diketahui bahwa analisis sentimen sangat diperlukan untuk mengetahui ulasan pelanggan lebih ke negatif atau lebih ke positif terhadap sebuah produk dan layanan. Data yang dipakai harus sangat banyak agar mendapatkan akurasi atau tingkat ketepatan yang pasti.

## **2.2. Konsep atau Teori yang relevan**

### **2.2.1. Analisis Sentimen**

Analisis sentimen, atau *opinion mining*, adalah teknik untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan perasaan dalam teks, seperti positif, negatif, atau netral. Dalam penelitian data *mining*, analisis ini digunakan untuk memahami, mengolah, dan mengekstraksi data tekstual yang berisi opini, sentimen, evaluasi, atau sikap terhadap produk, layanan, individu, atau masalah tertentu [15].

### **2.2.2. Decision Tree**

*Decision Tree (DT)* adalah metode klasifikasi yang populer dan sering digunakan dalam praktik. Model ini menggunakan struktur pohon untuk membuat keputusan dan prediksi, dengan mempertimbangkan berbagai faktor yang relevan dalam menyelesaikan suatu masalah. Setiap cabang pohon mewakili keputusan atau pengujian, sementara simpul terminal (*leaf*) memberikan hasil atau keputusan akhir [16].

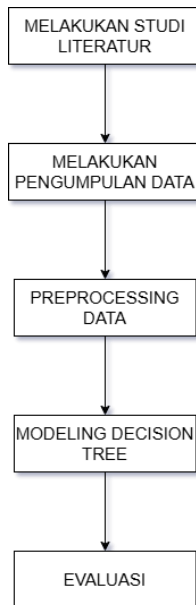
### **2.2.3. Klasifikasi**

Klasifikasi merupakan teknik untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan data ke dalam kelas atau kategori yang telah ditentukan. Klasifikasi ini bertujuan untuk memprediksi kelas atau kategori dari data baru yang berdasarkan pola yang dipelajari [17].

## **3. METODE PENELITIAN**

Pada penelitian ini penulis membuat struktur yang mencakup berbagai kegiatan dan proses penelitian. Penulis menggunakan metode penelitian *Decision Tree*. *Decision*

Tree menghasilkan pohon-pohon keputusan yang saling berhubungan , Metode ini digunakan untuk mendapatkan tingkat *accuracy* dalam penelitian analisis sentimen ulasan pada Virgin America Airline. Alur penelitian pada gambar 1 berikut.



Gambar 1. Alur Penelitian

### 3.1. Studi Literatur (*Literature Study*)

Pada tahap ini, penulis mengumpulkan data literatur yang relevan dari jurnal-jurnal terkait analisis sentimen, Decision Tree, dan industri maskapai penerbangan untuk mendukung penelitian ini.

### 3.2. Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data, penulis mengambil dataset berlabel dari Kaggle yang berisi ulasan penumpang pesawat. Dari total 14.848 data, penulis memilih secara acak 900 data untuk digunakan dalam penelitian. Data dari Kaggle dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Data Sentimen Penumpang Maskapai Virgin America

| No  | airline_sentiment | text   |
|-----|-------------------|--|
| 1   | neutral           | @VirginAmerica What @dhepburn said.  |
| 2   | positive          | @VirginAmerica plus you've added commercials to the experience... tacky.                       |
|     | ....              | ....   |
| 899 | neutral           | @united can you assist with current flight status for flt# 1016 out of DFW tomorrow at 6:55am? |
| 900 | positive          | @united I left my comment with customer care. Thanks for contacting me.                        |

### 3.3. Preprocessing

Proses pembersihan data dimulai dengan menghapus karakter yang tidak diperlukan, seperti simbol, tanda baca, URL, dan karakter khusus, untuk memudahkan pembacaan oleh *Machine Learning*. Selanjutnya, dilakukan tokenisasi untuk membagi kalimat menjadi kata-kata, diikuti dengan transformasi huruf yang dipaksa menjadi huruf kecil (*Transform Case*). Kemudian, kata-kata yang tidak penting dihapus menggunakan *filter stopwords* (misalnya "and", "the", "is"). Terakhir, *filter lenght* diterapkan untuk menghapus kata yang panjangnya kurang dari empat atau lebih dari 25 huruf [18].

### 3.4. Modeling Decision Tree

Pada tahap ini, penulis menggunakan algoritma *Decision Tree* untuk melatih model pada data latih. Setelah itu, penulis menerapkan *Cross Validation* untuk mengevaluasi kinerja model dan meminimalkan risiko *overfitting*, sehingga model dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan *generalizable* [19].

### 3.5. Evaluasi Performa

Pada tahap ini, penulis mengevaluasi hasil model dengan mengukur akurasi, presisi, dan *recall* dari data yang telah diproses. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai kinerja model dan memberikan dasar bagi pengambilan keputusan selanjutnya [20].

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data, langkah pertama penulis mengidentifikasi sumber data yang relevan dari situs Kaggle dengan URL <https://www.kaggle.com/datasets/gajjadarahul/airlines-review-data-for-sentiment-analysis>. Kemudian memastikan data sudah berlabel, setelah itu seleksi dan memastikan kualitas data.

### 4.2. Preprocessing

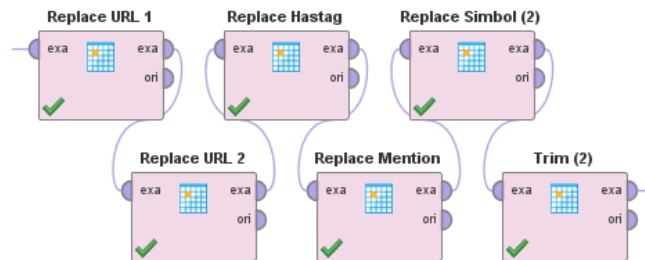
Pada tahap *preprocessing* menggunakan aplikasi Rapid Miner, data dibersihkan dengan menghapus informasi yang tidak relevan. Selanjutnya, teks akan ditransformasikan ke format yang sesuai untuk algoritma *Decision Tree*. Setelah itu, data diproses lebih lanjut dengan tokenisasi, penghapusan *stopwords* (kata-kata umum), transformasi huruf kecil, dan penyaringan panjang kata untuk memastikan hanya kata yang relevan yang digunakan.

#### 4.2.1. Pembersihan Data



Gambar 2. Proses Pembersihan Data Menggunakan *Tools RapidMiner*

Data yang telah dikumpulkan secara acak pertama-tama diimpor ke RapidMiner. Kemudian, data tersebut disusun ke dalam sebuah subproses untuk memudahkan pengelolaan. Proses penyaringan dilakukan menggunakan operator Filter Examples untuk memilih data yang berkualitas. Setelah itu, data dibersihkan dari duplikat dengan operator Remove Duplicates dan parameter yang sesuai. Data bersih ini kemudian disimpan untuk digunakan dalam tahap pra-pemrosesan lebih lanjut seperti pada gambar 2.



Gambar 3. Kumpulan operator di dalam Subproses

Pada gambar 3 merupakan proses penyaringan dan penghapusan kata – kata yang kurang jelas dan sulit dibaca oleh manusia maupun *Machine Learning* pada data atribut *text*. Maka dari itu penulis menggunakan operator *Replace* untuk menghapus kata – kata yang tidak diperlukan pada data atribut *text*. Dapat dilihat pada gambar 4 hasil dari pembersihan data yang kata berulang.

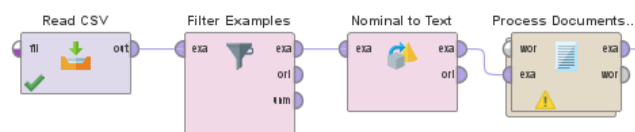
| Row No. | airline_senti... | text  |
|---------|------------------|---|
| 1       | neutral          | What said   |
| 2       | positive         | plus you've added commercials to the experience tacky                             |
| 3       | neutral          | I didn't today Must mean I need to take another trip                              |
| 4       | negative         | it's really aggressive to blast obnoxious 'entertainment' in your guests' faces & |
| 5       | negative         | and it's a really big bad thing about it  |
| 6       | negative         | seriously would pay 30 a flight for seats that didnt have this playing            |
| 7       | positive         | yes nearly every time I fly VX this &#x201c;ear worm&#x201c; won&#x201c;t go away |
| 8       | neutral          | Really missed a prime opportunity for Men Without Hats parody there               |
| 9       | positive         | Well I didn't&#x201c;but NOW I DO D   |
| 10      | positive         | it was amazing and arrived an hour early You're too good to me                    |
| 11      | neutral          | did you know that suicide is the second leading cause of death among teens 1024   |
| 12      | positive         | I &#x201c;t   |
| 13      | positive         | This is such a great deal Already thinking about my 2nd trip to &                 |
| 14      | positive         | I'm flying your   |
| 15      | positive         | Thanks  |

ExampleSet (874 examples, 1 special attribute, 1 regular attribute)

Gambar 4. Hasil data yang telah di bersihkan dari kata yang berulang

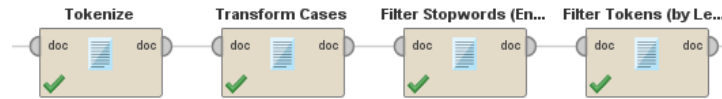
#### 4.2.2. Pre-Processing Data

Data yang sudah melakukan tahap pembersihan masih belum bisa digunakan untuk analisis sentimen. Data tersebut harus melakukan tahap *Pre-Processing* terlebih dahulu pada gambar 5.



Gambar 5. Tahapan Sebelum Pre-Processing

Sebelum data diproses lebih lanjut, data yang kosong atau tidak relevan dihapus terlebih dahulu menggunakan operator *Filter Examples*. Setelah itu, data non-teks diubah menjadi format teks menggunakan operator *Nominal to Text* agar dapat diproses dalam tahap pra-pemrosesan teks.



Gambar 6. Proses *Pre-processing*

Sebelum data teks diproses oleh mesin, data tersebut perlu dibersihkan terlebih dahulu. Proses pembersihan ini melibatkan beberapa tahap, seperti mengubah semua huruf menjadi huruf kecil (*Transform Cases*), membuang kata-kata umum yang tidak memberikan informasi berarti (*stopwords*), dan membatasi panjang kata (*Filter Tokens Length*) pada gambar 6. Tujuannya adalah untuk menghasilkan data yang lebih bersih dan relevan, sehingga model machine learning dapat lebih mudah mengolahnya pada gambar 7.

| Row No. | airline_sentiment | text  |
|---------|-------------------|---|
| 1       | neutral           | What a sad  |
| 2       | positive          | plus you've added commercials to the experience tady                                  |
| 3       | neutral           | I didn't today must mean I need to take another trip                                  |
| 4       | negative          | It's really aggressive to blast obnoxious 'entertainment' in your guests' faces & amp |
| 5       | negative          | and it's a really big bad thing about it  |
| 6       | negative          | seriously would pay 30 a flight for seats that didn't have this playing               |
| 7       | positive          | yes nearly every time I fly this @Clear worm@™ world™ go away                         |
| 8       | neutral           | Really missed a prime opportunity for Men Without Hats parody there                   |
| 9       | positive          | Well I don't@but NOW I DO D   |
| 10      | positive          | it was amazing and arrived an hour early! You're too good to me                       |
| 11      | neutral           | did you know that suicide is the second leading cause of death among teens 1024       |
| 12      | positive          | I & amp   |
| 13      | positive          | This is such a great deal Already thinking about my 2nd trip to & amp                 |
| 14      | positive          | I'm flying your   |
| 15      | positive          | Thanks  |

SENTIMEN YANG BELUM DI FILTER

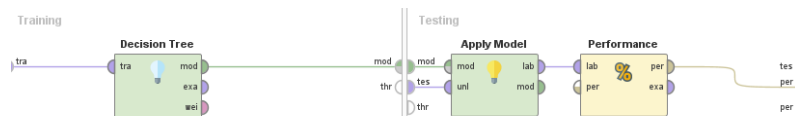
| Row No. | airline_sentiment | airline | ability | able | absolute | absolutely | absurd | absurdity | acc |
|---------|-------------------|---------|---------|------|----------|------------|--------|-----------|-----|
| 1       | neutral           | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |
| 2       | positive          | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |
| 3       | neutral           | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |
| 4       | negative          | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |
| 5       | negative          | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |
| 6       | negative          | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |
| 7       | positive          | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |
| 8       | neutral           | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |
| 9       | positive          | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |
| 10      | positive          | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |
| 11      | neutral           | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |
| 12      | positive          | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |
| 13      | positive          | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |
| 14      | positive          | 0       | 0       | 0    | 0        | 0          | 0      | 0         | 0   |

SENTIMEN YANG SUDAH DI FILTER

Gambar 7. Perbandingan Data *Pre-Processing*

### 4.2.3. Modeling Decision Tree

Setelah data menjalankan proses *pre-processing* tahapan selanjutnya membuat atau pembentukkan Decision Tree dengan cara memasukkan operator Cross Validation terlebih dahulu kemudian masuk ke bagian dalam Cross Validation pada gambar 8.



Gambar 8. Modeling Decision Tree

Proses *Cross Validation* membagi data menjadi dua bagian data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk melatih model *Decision Tree* agar dapat belajar mengenali pola dalam data. Model yang telah dilatih kemudian diterapkan pada data uji untuk membuat prediksi. Kinerja model dinilai berdasarkan metrik seperti akurasi, presisi, dan *recall* untuk mengukur seberapa baik model dapat membedakan kelas positif dan negatif.

#### 4.2.4. Evaluasi Performa

Pada penelitian analisis sentiment ini menggunakan algoritma *Decision Tree* untuk evaluasinya didapatkan dari nilai *accuracy*, *recall* dan *precision*. Hasil nilai dari menggunakan algoritma *Decision Tree* dapat dilihat pada gambar 9.

|                | true neutral | true positive | true negative | class precision |
|----------------|--------------|---------------|---------------|-----------------|
| pred. neutral  | 0            | 0             | 0             | 0.00%           |
| pred. positive | 5            | 28            | 5             | 73.68%          |
| pred. negative | 243          | 165           | 428           | 51.20%          |
| class recall   | 0.00%        | 14.51%        | 98.85%        |                 |

Gambar 9. Hasil Accuracy, Recall dan Precision Decision Tree

Hasil pada metode *Decision Tree* menyatakan bahwa tingkat akurasi pada metode ini sebesar 52,18%. Pada kelas presisi untuk prediksi negatif 0,00%, untuk prediksi positif 73,68% dan prediksi negatif 51,20%. Pada kelas recall netral 0,00%, kelas recall positif 14,51% dan kelas recall negatif 98,85%.

## 5. KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis sentimen ulasan pelanggan terhadap layanan maskapai Virgin America menggunakan metode *Decision Tree*. Proses penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing*, dan modeling dengan alat RapidMiner. Hasil analisis menunjukkan tingkat akurasi sebesar 52,18%, dengan presisi untuk prediksi negatif 0,00%, positif 73,68%, dan negatif 51,20%. *Recall* menunjukkan nilai netral 0,00%, positif 14,51%, dan negatif 98,85%. Penelitian ini menyimpulkan bahwa model memiliki kinerja yang kurang baik dalam mengidentifikasi sentimen positif dan menyarankan penggunaan metode lain serta peningkatan jumlah data untuk hasil yang lebih akurat.

Disarankan untuk pengembangan selanjutnya menggunakan metode lainnya untuk mengetahui macam hasil dan metode lainnya serta ditingkatkan lagi jumlah data yang digunakan, karena data yang digunakan masih terbilang cukup sedikit.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. Adipradana, "Pengukuran Kinerja Optimasi Algoritma Bat Pada Algoritma Naive Bayes, KNN Dan Decision Tree Untuk Sentimen Analisis Di Lini Masa Twitter," *J. TIKomSiN*, vol. Vol. 11, N, pp. 51–61, 2023, doi: <https://doi.org/10.30646/tikomsin.v11i1.731>.
- [2] B. Gunawan, H. Pratiwi, and E. Pratama, "Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes," *Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. Vol. 4, pp. 113–118, 2018, doi: <http://dx.doi.org/10.26418/jp.v4i2.27526>.
- [3] I. Gumi, Hartatik, and A. Syafrianto, "Perbandingan Algoritma Naive Bayes dan Decision Tree Pada Sentimen Analisis," *Indones. J. Comput. Sci. Res.*, vol. Volume 1, pp. 1–15, 2022, [Online]. Available: <https://subset.id/index.php/IJCSR>
- [4] M. Farhan, "ANALISIS SENTIMEN LAYANAN SHOPEEFOOD PADA TWITTER DENGAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR, SUPPORT VECTOR MACHINE, DAN DECISION TREE,"



- J. Ilm. Inform. (Scientific Informatics Journal) with CC BY NC licence*, vol. 7, no, pp. 95–106, 2023.
- [5] D. Huda, C. Prianto, and R. Awangga, “Analisis Sentimen Perbandingan Layanan Jasa Pengiriman Kurir Pada Ulasan Play Store Menggunakan Metode Random Forest dan Decision Tree,” *J. Ilm. Inform.*, vol. VOL. 11 NO, pp. 151–158, 2023.
- [6] W. Febrianti and N. Najah, “Analisis Klasifikasi Kepuasan Penumpang Maskapai Penerbangan Menggunakan Metode Support Vector Machine, Decision Tree, Dan Random Forest,” vol. Vol. xx(x), pp. 1–7, 2024, doi: 10.12962/j27213862.vxix.xxxx.
- [7] D. Khoiriyah and R. Sukmono, “Dynamic Segmentation Analysis for Expedition Services: Integrating K-Means and Decision Tree,” *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. Vol. 6, No, pp. 363–377, 2024, doi: 10.51519/journalisi.v6i1.666.
- [8] M. Yasid and L. Junaedi, “Analisis Sentimen Maskapai Citilink Pada Twitter Dengan Metode Naïve Bayes,” *J. Ilm. Inform.*, vol. VOL.07NO.0, pp. 82–86, 2019, [Online]. Available: <https://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/jif/article/view/1329/833>
- [9] Handoko, D. Ramadhansyah, A. Asrofiq, Rahmaddeni, and Y. Yunefr, “ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENUMPANG MASKAPAI PENERBANGAN DI INDONESIA DENGAN ALGORITMA RANDOM FOREST DAN KNN,” *J. Sist. Inf.*, vol. Vol. 6No., pp. 287–297, 2024, [Online]. Available: <https://pustaka-psm.unilak.ac.id/index.php/zn/article/view/19177/6339>
- [10] M. Setiono, “Komparasi Algoritma Decision Tree, Random Forest, SVM dan K-NN Dalam Klasifikasi Kepuasan Penumpang Maskapai Penerbangan,” vol. Vol 17 No, no. Vol 17 No 1 (2022): INTI Periode Agustus 2022, pp. 32–39, 2022, doi: <https://doi.org/10.33480/inti.v17i1.3420>.
- [11] A. Pangestu, Y. Arifin, and R. Safitri, “ANALISIS SENTIMEN REVIEW PUBLIK PENGGUNA GAME ONLINE PADA PLATFORM STEAM MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES,” *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. Vol. 7 No., no. Vol. 7 No. 6 (2023): JATI Vol. 7 No. 6, pp. 3106–3113, 2023, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v7i6.8829>.
- [12] D. Utami and A. Erfina, “ANALISIS SENTIMEN PINJAMAN ONLINE DI TWITTER MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM),” no. Vol. 1 (2021): MENINGKATKAN INOVASI DAN DAYA SAING DI ERA PANDEMI MELALUI RISET PADA BIDANG SISTEM INFORMASI DAN MANAJEMEN INFORMATIKA, pp. 299–305, 2021, [Online]. Available: <https://sismatik.nusaputra.ac.id/index.php/sismatik/article/view/34>
- [13] F. Akbar, R. Hermansyah, S. Lusa, D. Sensuse, N. Safitri, and D. Elisabeth, “ANALISIS SENTIMEN UNTUK EVALUASI REPUTASI MEREK MOTOR XYZ BERKAITAN DENGAN ISU RANGKA MOTOR DI TWITTER MENGGUNAKAN PENDEKATAN MACHINE LEARNING,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. Vol 11 No, pp. 647–654, 2019, doi: <https://doi.org/10.25126/jtiik.938663>.
- [14] I. Zulfahmi, “Analisis Sentimen Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Metode Decision Tree,” *J. Penelit. Rumpun Ilmu Tek.*, vol. Vol.3, No., no. Vol. 3 No. 1 (2024): Februari : Jurnal Penelitian Rumpun Ilmu Teknik, pp. 12–20, 2024, doi: <https://doi.org/10.55606/juprit.v3i1.3096>.
- [15] A. Octa, M. Hasbullah, M. Rizal, M. Rajab, and N. Agustina, “Algoritma Decision Tree Untuk Analisis Sentimen Public Terhadap Marketplace di Indonesia,” *J. Ilm. Nas. Ris. Apl. dan Tek. Inform.*, vol. Vol. 05 No, pp. 18–25, 2023, doi: 10.53580/naratif.v5i1.186.

- [16] Y. Singgalen, "Analisis Perilaku Wisatawan Berdasarkan Data Ulasan di Website Tripadvisor Menggunakan CRISP-DM: Wisata Minat Khusus Pendakian Gunung Rinjani dan Gunung Bromo," *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. Volume 4, no. Vol 4 No 2 (2023): Februari 2023, pp. 326–338, 2023, doi: <https://doi.org/10.47065/josyc.v4i2.3042>.
- [17] N. P. Dewi, N. ER Sanjaya, A. Karyawati, I. Mahendra, I. Dwidasmara, and I. G. Wibawa, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Pelanggan Hotel di Bali Menggunakan Metode Decision Tree," *J. Elektron. Ilmu Komput. Udayana*, vol. Volume 11, pp. 625–634, 2023, doi: 10.24843/JLK.2023.v11.i03.p19.
- [18] Tukino and A. Hakim, "Analisis Sentimen Objek Wisata di Google Maps Menggunakan Metode Decision Tree," *Comput. Based Inf. Syst. J.*, vol. Vol. 12 No, no. Vol. 12 No. 1 (2024): CBIS Journal, pp. 122–130, 2024, doi: <https://doi.org/10.33884/cbis.v12i1.8456>.
- [19] S. Angelina, A. Negara, and H. Muhandi, "Analisis Pengaruh Penerapan Stopword Removal Pada Performa Klasifikasi Sentimen Tweet Bahasa Indonesia," *J. Apl. dan Ris. Inform.*, vol. Vol. 02, N, no. Vol 1, No 2 (2023), pp. 165–173, 2023, doi: <https://doi.org/10.26418/jari.v2i1.69680>.
- [20] N. Amalia, T. Suprpti, and G. Dwilestari, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Pelaksanaan Kurikulum MBKM," *J. Tek. Elektro dan Inform.*, vol. Volume 18, no. Volume 18 Nomor 1 (2023), pp. 57–64, 2023, doi: <http://dx.doi.org/10.30587/e-link.v18i1.5335>.