

# Sentiment Analysis of STMIK Widya Cipta Dharma Using a Lexicon-Based Approach

\*Meireza Siti Assyifa<sup>1)</sup>, Heny Pratiwi<sup>2)</sup>, Wahyuni<sup>3)</sup>

1,2,3)Sistem Informasi, STMIK Widya Cipta Dharma  
Jl. M. Yamin, Gn. Kelua, Kec. Samarinda Ulu, Kota Samarinda, Kalimantan Timur 75123  
Email : [assyipa3@gmail.com](mailto:assyipa3@gmail.com)

## ABSTRACT

This study aims to conduct sentiment analysis of STMIK Widya Cipta Dharma using a lexicon-based approach. The sentiment analysis is performed to measure and understand public opinion towards STMIK Widya Cipta Dharma, which is expected to serve as an evaluation for the institution and support better strategic decision-making. The research was conducted at STMIK Widya Cipta Dharma, Samarinda. The data collection methods used include a literature review by studying relevant literature related to the research material, as well as field research, which involves gathering data from Google reviews of STMIK Widya Cipta Dharma using scraping techniques. In this study, the system development method used is CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining). Data collected from Google reviews of STMIK Widya Cipta Dharma was processed, resulting in 216 data points. Data labeling was performed using three techniques: the InSet lexicon dictionary, AI labeling, and manual labeling. The final result of this research is a website that presents information on the sentiment towards STMIK Widya Cipta Dharma. The manual labeling results show 171 positive sentiments, 16 negative sentiments, and 29 neutral sentiments, or 79.16% positive sentiments, 7.40% negative sentiments, and 13.43% neutral sentiments. The labeling results using the InSet lexicon produced 99 positive sentiments, 95 negative sentiments, and 22 neutral sentiments, or 45.83% positive sentiments, 43.98% negative sentiments, and 10.18% neutral sentiments. The labeling results using ChatGPT produced 133 positive sentiments, 7 negative sentiments, and 76 neutral sentiments, or 61.57% positive sentiments, 3.24% negative sentiments, and 35.18% neutral sentiments. The accuracy between manual labeling and InSet lexicon labeling is 43.98%, while the accuracy between manual labelling and ChatGPT labeling is 66.20%.

**Keywords:** *Sentiment Analysis, CRISP-DM, InSet Lexicon, STMIK Widya Cipta Dharma*

---

## Analisis Sentimen Terhadap STMIK Widya Cipta Dharma Menggunakan Pendekatan Lexicon

### ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap STMIK Widya Cipta Dharma menggunakan pendekatan berbasis lexicon (*lexicon-based approach*). Analisis sentimen dilakukan untuk mengukur dan memahami opini publik terhadap STMIK Widya Cipta Dharma yang diharapkan dapat menjadi evaluasi instansi tersebut dan pendukung keputusan strategis yang lebih baik. Penelitian ini dilakukan di STMIK Widya Cipta Dharma Samarinda. Metode pengumpulan data yang digunakan yaitu dengan studi pustaka dengan mempelajari literature-literatur lain yang berkaitan dengan materi penelitian. Dengan studi lapangan yaitu pengumpulan data yang dilakukan melalui ulasan Google STMIK Widya Cipta Dharma dengan metode *scraping*. Dalam penelitian ini metode pengembangan sistem yang digunakan dalam penelitian ini adalah CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*). Data yang dikumpulkan melalui ulasan Google Stmik Widya Cipta Dharma, dan setelah diproses menghasilkan 216 data. Proses pelabelan data dilakukan menggunakan tiga teknik, yaitu kamus lexicon InSet, Labelling AI dan pelabelan manual. Adapun hasil akhir dari penelitian ini yakni berupa *website* yang menyajikan informasi mengenai sentimen terhadap STMIK Widya Cipta Dharma. Hasil *labelling* manual menghasilkan 171 sentimen positif, 16 sentimen negatif dan 29 sentimen netral atau 79,16% sentimen positif, 7,40% sentimen negatif dan 13,43% sentiment netral. Sedangkan hasil *labelling* menggunakan kamus lexicon Inset menghasilkan 99 sentimen positif, 95 sentimen negatif dan 22 sentimen netral atau 45,83% sentiment positif, 43,98% sentiment negatif dan 10,18% sentiment netral. Untuk hasil *labelling* menggunakan ChatGPT menghasilkan 133 sentimen positif, 7 sentimen negatif dan 76 sentimen netral. Atau 61,57% sentiment positif, 3,24% sentiment negatif dan 35,18 % sentiment netral. Hasil akurasi antara *labelling* manual dengan *labelling* lexicon InSet dapat diketahui akurasi sebesar 43,98% sedangkan hasil akurasi menggunakan *labelling* manual dan ChatGPT sebesar 66,20%.

**Kata Kunci:** *Analisis Sentimen, CRISP-DM, Lexicon InSet, STMIK Widya Cipta Dharma*

---

## 1. PENDAHULUAN

STMIK Widya Cipta Dharma (WICIDA) telah berdiri semenjak tahun 1991 yang berlokasi di Jalan M. Yamin No 14 Samarinda. STMIK Widya Cipta Dharma merupakan salah institusi pendidikan tinggi yang bergerak di bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi. STMIK Widya Cipta Dharma memiliki fasilitas yang cukup memadai untuk berlangsungnya perkuliahan, dan juga memiliki pelayanan yang cukup baik dalam melayani masyarakat yang berkunjung ataupun kepentingan mahasiswa.

Sebagai salah satu Sekolah Tinggi yang ada di Samarinda tak luput dari perhatian masyarakat luas, baik dari mahasiswa, alumni, maupun masyarakat umum. Ada berbagai persepsi yang beragam yang diberikan, baik positif maupun negatif. Dengan jumlah mahasiswa yang terus bertambah setiap tahunnya, penting bagi institusi untuk dapat mengukur dan memahami pandangan tersebut guna memperbaiki dan meningkatkan kualitas layanan.

Namun dengan adanya banyak ulasan atau komentar yang ada, seringkali sulit dianalisis secara manual untuk memperoleh gambaran mengenai sentimen dari ulasan-ulasan tersebut. Pendekatan manual dalam mengolah data umpan balik dapat memakan waktu yang cukup lama dan rentan terhadap kesalahan. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang mampu mengklasifikasikan ulasan-ulasan tersebut secara otomatis dan efisien dengan menggunakan Pendekatan Lexicon.

Analisis sentimen adalah bidang studi yang menganalisis pendapat, sentimen penilaian, sikap dan emosi seseorang terhadap suatu entitas dan atributnya yang diungkapkan dalam sebuah teks tertulis (Liu, 2015).

Melalui penelitian ini nantinya diharapkan dapat mengetahui bagaimana tanggapan masyarakat dan pengunjung terhadap pelayanan dan fasilitas STMIK Widya Cipta Dharma dengan menerapkan Pendekatan Lexicon sehingga dapat meningkatkan fasilitas dan pelayanan yang lebih baik dan menjadi kampus yang terbaik di kota Samarinda. Oleh karena itu, penulis diangkat penelitian ini dengan judul "ANALISIS SENTIMEN TERHADAP STMIK WIDYA CIPTA DHARMA MENGGUNAKAN PENDEKATAN LEXICON".

## 2. RUANG LINGKUP PENELITIAN

Agar penelitian ini tidak melebar lebih luas dari pembahasan yang dimaksud, maka dibuatlah batasan masalah ini untuk membatasi pada ruang lingkup penelitian sebagai berikut :

1. Data yang digunakan dalam penelitian berasal dari ulasan Google mengenai STMIK Widya Cipta Dharma
2. Penelitian ini meliputi pihak internal seperti mahasiswa aktif STMIK Widya Cipta Dharma, alumni dan eksternal seperti masyarakat atau siswa yang pernah

berkunjung ke STMIK Widya Cipta Dharma sebagai responden.

3. Pelabelan data menggunakan tiga teknik, yaitu pelabelan menggunakan kamus Lexicon InSet, secara manual dan menggunakan ChatGPT.
4. Data diklasifikasikan menjadi sentimen positif, negatif dan netral.
5. Model analisis sentimen di-deploy dalam bentuk *website*.

## 3. BAHAN DAN METODE

### 3.1 Analisis Sentimen

Menurut Anggelia, dkk (2021). Analisis sentimen adalah bidang studi yang menganalisis pendapat, sentimen, penilaian, sikap dan emosi seseorang terhadap suatu entitas dan atributnya yang diungkapkan dalam sebuah teks tertulis. Sentimen pada dasarnya subjektif, setiap orang mungkin menafsirkan sikap teks yang sama secara berbeda. Tergantung pada moral, nilai dan kepercayaan pribadi seseorang. Kata/kalimat positif memiliki sentimen positif yang menyertai (Misalnya, ketika beberapa teks menunjukkan kebahagiaan, antusiasme, kebaikan, dll., Umumnya diklasifikasikan sebagai memiliki sentimen positif). Demikian pula, kalimat negatif memiliki sentimen negatif yang menyertai (Misalnya, ketika beberapa teks menunjukkan kesedihan, kebencian, kekerasan, diskriminasi, dll., Kalimat tersebut umumnya diklasifikasikan sebagai memiliki sentimen negatif). Jika tidak ada emosi yang tersirat, mereka diklasifikasikan sebagai netral.

### 3.2 Lexicon Based Features

Menurut Rofiqoh, dkk (2017) *Lexicon Based Features* merupakan fitur kata yang memiliki sentimen positif atau negatif berdasarkan kamus atau Lexicon. Lexicon adalah kumpulan kata sentimen yang telah diketahui dan terhimpun. Menurut Buntoro, Adji, & Purnamasari, 2014, Cho, et al., 2014 (sebagaimana dikutip dalam Rofiqoh, dkk 2017) Untuk proses pembobotan pada fitur ini, dibutuhkan kamus atau lexicon yang berisi kata-kata yang mengandung sentimen yang disebut dengan *sentiment dictionaries*.

### 3.3 CRISP-DM

Menurut Hidayati dkk 2021 (sebagaimana dikutip dalam Eunike 2024), CRISP-DM merupakan model proses data mining dengan 6 tahapan yaitu *Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment*.

Kerangka kerja yang terstruktur dan terdokumentasi dengan langkah-langkah yang jelas dalam melakukan analisis data mining. Terdapat 6 tahap dalam metode CRISP-DM, antara lain :

#### 1. Business Understanding

Tahap ini adalah tahapan memahami kebutuhan serta menentukan tujuan dari sudut pandang bisnis, menentukan fenomena dan persyaratan dengan jelas secara keseluruhan, kemudian mengartikan pengetahuan ke dalam bentuk pendefinisian masalah tersebut serta menentukan pembatasan dalam perumusan masalah yang diaplikasikan dalam data mining dan selanjutnya mempersiapkan rencana

serta strategi awal untuk mencapai tujuan data mining.

2. *Data Understanding*

Pemahaman data sebagai awal pengetahuan data sebelum pengolahan data, tahapan ini diawali dengan pengumpulan data yang relevan, data tersebut kemudian dianalisis dan kemudian evaluasi data.

3. *Data Preparation*

Tahapan ini mencakup pembersihan data (*Data Cleaning*), melakukan pemilihan data (*Data Selection*), *record* dan atribut-atribut, dan juga melakukan transformasi terhadap data (*Data Transformation*) untuk dijadikan masukan dalam tahap pemodelan.

4. *Modeling*

Tahap ini mencakup pembangunan model berdasarkan tujuan bisnis yang telah ditetapkan pada tahap *business understanding*. Beberapa algoritma dapat digunakan untuk membangun model, tergantung pada jenis data dan masalah yang dihadapi.

5. *Model Evaluation*

*Model evaluation* merupakan tahap untuk mengukur tingkat performa dari model yang telah dibuat sebelumnya. Evaluasi dilakukan dengan mengukur akurasi model memastikan model dapat memenuhi tujuan yang telah ditetapkan sebelumnya. Menurut Syah (2024) Adapun rumus menghitung akurasi yaitu:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Total Prediksi Benar}}{\text{Total Data}} \times 100\%$$

6. *Deployment*

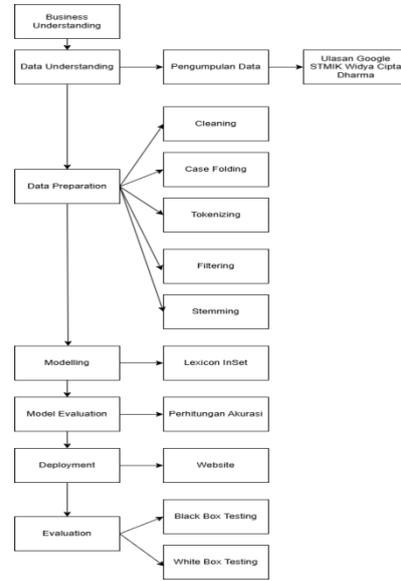
Merupakan tahap penerapan hasil pembangunan model yang telah dibangun sebelumnya. Proses ini dapat berupa implementasi dalam bentuk *dashboard* atau aplikasi yang mempermudah dalam memahami untuk pengambilan keputusan.



Gambar 1 Metode CRISP-DM

Sumber : Hidayati dkk, 2021, Perbandingan Algoritma Klasifikasi untuk Prediksi Cacat *Software* dengan Pendekatan CRISP-DM

4. HASIL DAN PEMBAHASAN



Gambar 2 Alur Penelitian

4.1 *Business Understanding*

Semasa penelitian dilakukan analisis permasalahan, memahami kebutuhan dan mempersiapkan strategi untuk menyelesaikan masalah tersebut. Berdasarkan data yang telah dikumpulkan bahwa saat ini ada beberapa keluhan yang disampaikan di ulasan Google STMIK Widya Cipta Dharma. Keluhan-keluhan ini mencakup berbagai aspek, seperti pengalaman responden, pelayanan, fasilitas, dan aspek lainnya yang dinilai oleh para responden atau mahasiswa. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengidentifikasi pola-pola sentimen dari ulasan tersebut, baik itu berupa sentimen positif, negatif, maupun netral.

Keluhan ini dapat digunakan sebagai evaluasi institusi untuk ditangani. Dengan memahami sentimen yang terkandung dalam ulasan tersebut, pihak institusi dapat mengambil langkah-langkah strategis untuk meningkatkan kualitas pelayanan dan memperbaiki aspek-aspek yang menjadi perhatian utama. Tahap ini juga mencakup perumusan tujuan spesifik, yaitu menyajikan analisis sentimen yang dapat membantu pihak kampus dalam pengambilan keputusan. Melalui penelitian ini diharapkan mampu memberikan solusi praktis untuk menjawab tantangan yang sedang dihadapi.

4.2 *Data Understanding*

Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan ulasan yang ada di Google STMIK Widya Cipta Dharma. Responden dari ulasan ialah mahasiswa aktif STMIK Widya Cipta Dharma, alumni dan juga masyarakat yang pernah berkunjung ke STMIK Widya Cipta Dharma. Ulasan yang digunakan hanya berupa komentar saja. Total komentar yang berhasil dikumpulkan sebanyak 216 data. Data yang telah dikumpulkan inilah yang selanjutnya akan diolah untuk analisis sentimen.

### 4.3 Data Preparation

#### 4.3.1 Cleaning

Dilakukan penghapusan emoji, angka dan karakter. Penghapusan emoji dilakukan karena dalam konteks analisis teks emoji tidak menambah nilai informasi dan dapat mengganggu pemrosesan data. Oleh karena itu dihapus untuk menyederhanakan data. Penghapusan angka dilakukan agar tidak membingungkan model.

#### 4.3.2 Case Folding

Proses mengubah karakter dalam komentar menjadi huruf kecil secara keseluruhan. Case folding sendiri dilakukan agar data yang dimiliki lebih konsisten serta untuk mengurangi kompleksitas pemrosesan data.

#### 4.3.3 Tokenizing

Dilakukan *tokenizing* untuk mengubah teks menjadi kata-kata yang lebih kecil yang biasa disebut token. Dengan melakukan *tokenizing* dapat dilakukan analisis pada setiap unit secara terpisah.

#### 4.3.4 Filtering

1. Normalisasi Menggunakan Kamus Slang dilakukan untuk mengganti kata-kata tidak baku (slang) menjadi kata baku. Pada penelitian ini digunakan kamus slang yang diambil dari GitHub dan kemudian ditambahkan kata tidak valid yang sudah disimpan di dalam kata.txt.

2. Menghapus Kata-Kata Pendek penghapusan terhadap kata-kata pendek yang tidak memiliki pengaruh besar terhadap analisis sentimen, seperti kata penghubung dan kata umum lainnya. Daftar *stopwords* diambil dari *combined\_stop\_words.txt* dan kata-kata yang ada dalam daftar tersebut akan dihilangkan dari teks yang dianalisis.

#### 4.3.5 Stemming

Tahap terakhir dalam *data preparation* ialah *stemming*. Tahap ini berisi proses mengubah kata ke bentuk dasar atau akarnya dengan menghapus akhiran atau awalnya. Pada penelitian ini dilakukan *stemming* menggunakan *library* sastrawi.

### 4.4 Modelling

#### 1. Lexicon InSet

Perhitungan skor sentimen berdasarkan bobot kata-kata dalam lexicon. Setelah teks dibersihkan, setiap kata dalam teks dibandingkan dengan daftar kata dalam lexicon sentimen, yang terdiri dari kata negatif dan positif beserta bobotnya. Jika sebuah kata ditemukan dalam lexicon, bobotnya akan ditambahkan ke skor sentimen keseluruhan. Skor akhir ini menentukan apakah teks memiliki sentimen positif (skor >0), negatif (skor < 0), atau netral (skor = 0). Menghasilkan 99 sentimen positif, 95 sentimen negatif, dan 22 sentimen netral

#### 2. Labelling Manual

Setiap kalimat diberi skor positif (+1), negatif (-1), atau netral (0) secara manual sesuai konteks. Selanjutnya, hasil perhitungan manual dibandingkan dengan *output*

prediksi dari sistem berbasis InSet lexicon untuk mengukur akurasi. Pada *labelling* manual, diketahui terdapat 171 sentimen positif, 16 sentimen negatif dan 29 sentimen netral dari total 216 data.

### 4.5 Model Evaluation

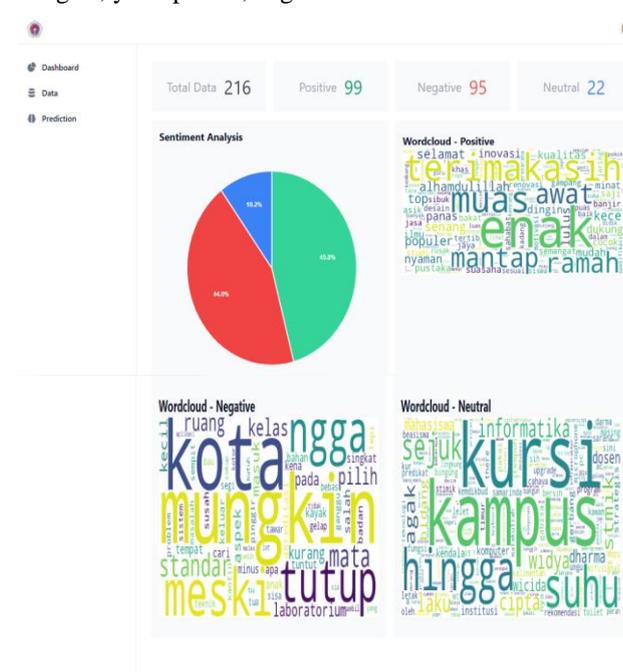
Pada tahap *Model Evaluation*, salah satu metrik yang digunakan untuk mengukur kinerja model adalah akurasi. Akurasi dihitung dengan membandingkan jumlah prediksi yang benar dengan total jumlah prediksi yang dilakukan oleh model. Perbandingan antara *labelling* manual dan *labelling* InSet, Akurasi yang di dapatkan dalam perbandingan antara *labelling* manual dan *labelling* InSet sebesar 43.98%. Sedangkan hasil akurasi antara *labelling* manual dan *labelling* dari ChatGPT, menghasilkan nilai akurasi sebesar 66.20%.

### 4.6 Deployment

Langkah selanjutnya yaitu *deployment*. Web ini berisi *dashboard* yang berisi beberapa visualisasi data berupa *pie chart* dan *wordcloud* untuk mempermudah pemahaman terhadap informasi yang ada. Selain itu, pada web ini juga dapat dilakukan prediksi komentar yang baru.

#### 4.6.1 Tampilan Halaman Dashboard

Pada halaman dashboard terdapat navbar yang berisi sejumlah menu antara lain data dan prediksi. Halaman dashboard berisi total data, jumlah positif, jumlah negatif, dan jumlah netral. Selain itu terdapat juga *pie chart* kategori komentar dan ada juga *wordcloud* yang memvisualisasikan frekuensi kata yang paling banyak muncul dalam setiap kategori, yaitu positif, negatif dan netral

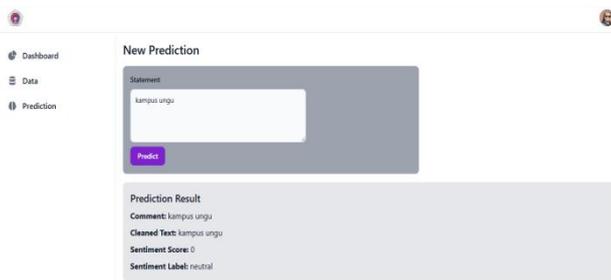


Gambar 3 Halaman Dashboard

#### 4.6.2 Tampilan Halaman Prediksi

Pada halaman ini terdapat sebuah *text box* untuk memasukkan komentar. Setelah memasukkan komentar

yang diinginkan, *user* dapat menekan tombol “*predict*” maka hasil prediksi komentar akan muncul beserta *cleaned text*, sentimen skor dan juga kategori sentimen.



Gambar 4 Halaman Prediksi

#### 4.7 Evaluation

Langkah terakhir dalam penelitian ini adalah pengujian *website* yang dibuat sebelumnya. Pengujian yang dilakukan ada dua, yaitu *black box testing* untuk menguji *interface* dan *white box testing* untuk menguji program.

### 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada bab sebelumnya, maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Penelitian ini menggunakan metode pengembangan sistem *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang terdiri dari langkah *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modelling* dan *deployment*.
2. Data dikumpulkan menggunakan ulasan Google STMIK Widya Cipta Dharma. Data yang berhasil dikumpulkan setelah melewati proses *preprocessing* tersisa 216 data.
3. Proses pelabelan data dilakukan dengan menggunakan kamus lexicon InSet dan pelabelan manual serta *labelling* dari ChatGPT.
4. Hasil *labelling* manual menghasilkan 171 sentimen positif, 16 sentimen negatif dan 29 sentimen netral atau 79,16% sentimen positif, 7,40% sentimen negatif dan 13,43% sentiment netral. Sedangkan hasil *labelling* menggunakan kamus lexicon Inset menghasilkan 99 sentimen positif, 95 sentimen negatif dan 22 sentimen netral atau 45,83% sentiment positif, 43,98% sentiment negatif dan 10,18% sentiment netral. Untuk hasil *labelling* menggunakan ChatGPT menghasilkan 133 sentimen positif, 7 sentimen negatif dan 76 sentimen netral. Atau 61,57% sentiment positif, 3,24% sentimen negatif dan 35,18 % sentiment netral. Perbedaan hasil ini menunjukkan bahwa kamus lexicon InSet lebih condong untuk mengklasifikasikan teks sebagai **sentimen negatif**, sementara *labelling* manual lebih banyak menghasilkan **sentimen positif**. Hal ini mungkin disebabkan oleh sifat kamus lexicon yang lebih terstruktur dan terbatas dalam menangkap nuansa sentimen secara tepat.
5. Hasil akurasi antara *labelling* manual dengan *labelling* lexicon InSet dapat diketahui akurasi sebesar 43,98% sedangkan hasil akurasi menggunakan *labelling* manual dan ChatGPT sebesar 66,20%.

6. Hal ini mungkin disebabkan oleh sifat kamus lexicon yang lebih terstruktur dan daftar kata yang terbatas sehingga dalam menangkap nuansa sentimen kurang tepat. InSet lexicon mungkin lebih sesuai untuk konteks umum atau kategori tertentu, tetapi tidak spesifik untuk ulasan terkait pendidikan atau kampus, sehingga sentimen tidak terdeteksi sesuai harapan. Perbedaan hasil *labelling* disebabkan oleh kata-kata yang tersedia di kamus lexicon InSet diambil dari media sosial Twitter, sedangkan data penelitian yang digunakan adalah data hasil survei sehingga membuatnya menjadi kurang maksimal saat digunakan pada penelitian ini.
7. proses *labeling* data ulasan dilakukan dengan menggunakan GPT. ditemukan bahwa hasil *labeling* yang diberikan berbeda-beda atau tidak konsisten meskipun file data yang digunakan sama. Ketidakkonsistenan ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor, yaitu mungkin disebabkan oleh mekanisme internal dalam sistem yang tidak sepenuhnya konsisten. Misalnya, ada bagian dalam sistem yang memproses data secara berbeda di setiap percobaan, sehingga menghasilkan hasil yang berbeda pula. Lalu Sistem yang digunakan untuk *labeling* mungkin memiliki keterbatasan dalam hal ketepatan dalam mengidentifikasi sentimen, terutama jika ada kata-kata yang tidak dikenal atau konteks yang lebih rumit dalam teks ulasan. Hal ini bisa menyebabkan hasil *labeling* yang tidak konsisten meskipun data yang diberikan sama.
8. *Deployment* dilakukan dalam bentuk *website*

### 6. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian ini maka ada saran-saran yang dapat diberikan untuk pengembangan yang lebih baik, antara lain :

1. Penelitian ini masih terbatas pada penggunaan satu jenis kamus lexicon yaitu InSet dan data yang terbatas. Oleh karena itu, disarankan untuk melakukan penelitian lebih lanjut dengan menggunakan variasi kamus lexicon lainnya seperti SentiWordNet dan melibatkan lebih banyak data untuk mendapatkan hasil yang lebih representatif. Penambahan fitur analisis sentimen yang lebih kompleks, seperti analisis sentimen berbasis konteks atau menggunakan model *machine learning*, juga dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan akurasi sistem.

### 7. DAFTAR PUSTAKA

- Ahmadi, T., Wulandari, A., & Suhatman, H. Sistem Customer Churn Prediction Menggunakan Machine Learning pada Perusahaan ISP.
- Aini. (2022). Analisis Sentimen Dan Klasifikasi Terhadap Pembelajaran Tatap Muka Selama Pandemi Covid-19 Berdasarkan Respon Pengguna Media Youtube Di Indonesia.
- Andrian. (2022). Analisis Sentimen Dan Klasifikasi Terhadap Naiknya Harga BBM Berdasarkan

Respon Pengguna Media Sosial Facebook Di Indonesia.

Teknologi Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta).

- Andriyani, D. R. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penghapusan Honorer Berdasarkan Opini Dari Twitter Menggunakan Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 5(1), 49-58.
- Anggelia, S., & Syaifudin, A. (2021). Sentimen Warganet Mahasiswa Terhadap Covid-19. *Literasi: Jurnal Bahasa dan Sastra Indonesia serta Pembelajarannya*, 5(1), 49-57.
- Arafia, I. A. (2022). ANALISIS SENTIMEN OPINI MASYARAKAT PENGGUNA TWITTER TERHADAP PELAYANAN BADAN PENYELENGGARA JAMINAN SOSIAL (BPJS) KESEHATAN PROVINSI LAMPUNG MENGGUNAKAN NAÏVE BAYESDANSUPPORT VECTOR MACHINpraE (SVM).
- Asyrofi, R. R., & Asyrofi, R. (2023). Implementasi Aplikasi Jupyter Notebook Sebagai Analisis Kreteria Plagiasi Dengan Teknik Simantik. *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 8(2), 627-637.
- Azizah, N. (2020). IMPLEMENTASI SEBELUM DAN SESUDAH e-FAKTUR 2.2 ATAS PENYERAHAN SPT MASA PPN (STUDI PADA KJPP BAMBANG & ERNASAPTA) (Doctoral dissertation, Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi Indonesia Jakarta).
- Carolos, R. (2020). *Analisis Strategi Dinas Perhubungan Kota Bandung dalam Mengatasi Pelanggaran Parkir di Alun-Alun Kota Bandung* (Doctoral dissertation, Universitas Komputer Indonesia).
- Eunike. (2024). Analisis Sentimen Kepuasan Mahasiswa Terhadap Laboratorium Komputer STMIK Widya Cipta Dharma Menggunakan Algoritma Naïve Bayes.
- Fadillah, M. N. (2023). Sistem Penggalangan Dana Zis Menggunakan Metode Crowdfunding Pada Masjid Ar-Ruhaniyah Kabupaten Tangerang, Banten. *JSI (Jurnal sistem Informasi) Universitas Suryadarma*, 10(1), 347-352.
- Fadlil, A. (2018). Analisis sentimen menggunakan metode naïve bayes classifier pada angket mahasiswa. *Saintekbu*, 10(2), 1-9.
- Fatihin, A. (2022). Analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi mobile menggunakan metode support vector machine (SVM) dan pendekatan lexicon based (Bachelor's thesis, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta).
- Fathoni, M. F. N., Puspaningrum, E. Y., & Sihananto, A. N. (2024). Perbandingan Performa Labeling Lexicon InSet dan VADER pada Analisa Sentimen Rohingya di Aplikasi X dengan SVM. *Modem: Jurnal Informatika dan Sains Teknologi.*, 2(3), 62-76.
- Febima, M., Magdalena, L., Asfi, M., Hatta, M., & Fahrudin, R. (2024). Implementasi Optimasi NLP dan KNN untuk User Review Aplikasi SAMPEAN Cirebon. *Prosiding SISFOTEK*, 8(1), 162-168.
- Fernando, N. (2024). *Aplikasi Company Profile CV Anugrah Prima Abadi Berbasis Website* (Doctoral dissertation, Institut Teknologi dan Bisnis PalComTech).
- Hakim, I. L., Saputra, A., Sahetapi, M. F., Ratte, Y., & Ahoren, A. A. (2023). PENERAPAN METODE K-NEAREST NEIGHBORS (KNN) DALAM KLASIFIKASI GOLONGAN SIM DI DAERAH KABUPATEN MANOKWARI. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(6), 3693-3698.
- Irsyad, M. Z. (2024). *Analisis Sentimen Dan Klasifikasi Tanggapan Pengguna Media Sosial Tiktok Terhadap Cyber Security Di Indonesia* (Doctoral dissertation, STMIK Widya Cipta Dharma).
- Jayapermana, R. (2021). *Implementasi Stacking Ensemble Classifier Untuk Klasifikasi Multi Kelas Topik Vaksin Covid-19 Pada Twitter* (Doctoral dissertation, Universitas Siliwangi).
- Kartiko, C., Wiguna, C., & Ma'ruf, L. A. (2020). Black Box Testing Boundary Value Analysis Pada Aplikasi Submission System. *Edik Inform*, 6(2), 15-22.
- Kiding, A. (2021). *ANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP TES CPNS MELALUI MEDIA TWITER MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER* (Doctoral dissertation, Universitas Atma Jaya Yogyakarta).
- Mariko (2019). *Hypertext Markup Language (HTML)* merupakan bahasa pemrograman untuk menampilkan konten pada halaman *website*.
- Maulana, M. A., Setyanto, A., & Kurniawan, M. P. (2018). Analisis Sentimen Media Sosial Universitas Amikom Yogyakarta Sebagai Sarana Penyebaran Informasi Menggunakan Algoritma Klasifikasi SVM. *Semnasteknomedia Online*, 6(1), 1-2.
- Melyanto, D. Y., Khusnuliawati, H., & Al Haris, F. H. S. (2023). Program Aplikasi Sistem Informasi Pemesanan Jasa Studio Foto pada Latar Belakang

Studio Karanganyar dengan Framework Codeigniter.

- Meo, M. (2024). *IMPLEMENTASI BOOTSTRAP PADA SISTEM PENERIMAAN SISWA BARU BERBASIS WEB (STUDI KASUS: SMA BOPKRI BANGUNTAPAN)* (Doctoral dissertation, UNIVERSITAS TEKNOLOGI DIGITAL INDONESIA).
- Mildani, F. Analisis sentimen moderasi beragama pada twitter menggunakan metode svm dengan perbandingan kernel trick dan pendekatan lexicon based (Bachelor's thesis, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Syarif Hidayatullah Jakarta).
- Musfiroh, D., Khaira, U., Utomo, P. E. P., & Suratno, T. (2021). Analisis Sentimen terhadap Perkuliahan Daring di Indonesia dari Twitter Dataset Menggunakan InSet Lexicon: Sentiment Analysis of Online Lectures in Indonesia from Twitter Dataset Using InSet Lexicon. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 1(1), 24-33.
- Nurfauziah, H., & Jamaliyah, I. (2022). Perbandingan Metode Testing Antara Blackbox Dengan Whitebox Pada Sebuah Sistem Informasi. *Jurnal Visualika*, 8(2), 105-113.
- Praptiwi, D. Y. (2018). Analisis Sentimen Online Review Pengguna E-Commerce Menggunakan Metode Support Vector Machine Dan Maximum Entropy (Studi Kasus: Review Bukalapak pada Google Play).
- Pratiwi, G. D., & Lestari, O. (2024). *E-Catalog Dapunta Inc Menggunakan Metode Rational Unified Process (RUP)* (Doctoral dissertation, Institut Teknologi dan Bisnis PalComTech).
- Pranata, H. Y. I., Kridalukmana, R., & Windasari, I. P. (2023). Perancangan Ulang Sistem Informasi Monitoring Penyaluran Stok Barang PT Subur Makmur Migas Pratama Berbasis Web Menggunakan Kerangka Kerja Laravel. *Jurnal Teknik Komputer*, 2(1), 67-81.
- Puspitasari, D. (2016). Sistem informasi perpustakaan sekolah berbasis web. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, 12(2), 227-240.
- Qomariyah, N. (2020). *ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PRESEPSI KONSUMEN KOPI DI MEDIA SOSIAL TWITTER MENGGUNAKAN MULTINOMIAL NAÏVE BAYES* (Doctoral dissertation, Muhammadiyah University, Semarang).
- Rahmadani, A. (2021). Pengaruh pajak restoran dan pajak hotel terhadap pendapatan asli daerah kota Padangsidempuan periode 2018-2020. *Jurnal Akuntansi*, 14(02), 71-85.
- Rofiqoh, U., Perdana, R. S., & Fauzi, M. A. (2017). Analisis sentimen tingkat kepuasan pengguna penyedia layanan telekomunikasi seluler indonesia pada twitter dengan metode Support Vector Machine dan Lexicon Based Features. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 1(12), 1725-1732.
- S. D. (2023). *ANALISIS SENTIMEN TERHADAP APLIKASI PEDULI LINDUNGI MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES CLASSIFIER DAN TEKNIK SMOTE* (Doctoral dissertation, Universitas Siliwangi).
- Santoso, B. B., & Saian, P. O. N. (2023). Implementasi Flask Framework pada Development Modul Reporting Aplikasi Sistem Informasi Helpdesk di PT. XYZ. *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, 7(2), 217-226.
- SELVIA, E. (2023). *PENGEMBANGAN FRONT-END APLIKASI SCREENING SPEECH DELAY BERBASIS WEB MENGGUNAKAN METODE SCRUM*.
- Sihombing, R., & Arnomo, S. A. (2023). Rancang Bangun Sistem Informasi Pelayanan Restoran Hotel Berbasis Web dengan Framework Codeigniter. *Computer and Science Industrial Engineering (COMASIE)*, 9(2).
- Syah, A., Nurdiyansyah, F., & Rahman, A. Y. (2024). Analisis sentimen aplikasi Shopee, Tokopedia, Lazada dan Blibli menggunakan leksikon dan Random Forest. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3S1).
- Wahyudi, A. K., Azizah, N., & Saputro, H. (2022). Data Mining Klasifikasi Kepribadian Siswa SMP Negeri 5 Jepara Menggunakan Metode Decision Tree Algoritma C4. 5. *Journal of Information System and Computer*, 2(2), 8-13.
- Yusuf, R., Bahumatra, K., Komaria, N., Aqma, E. A., & Cahyani, L. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Google Meet Berdasarkan Komentar Pengguna Menggunakan Metode Logistic Regresion. *Jurnal Ilmiah Edutic: Pendidikan dan Informatika*, 11(1), 53-64.