

**KOMBINASI VADER LEXICON DAN SVM DALAM MENGLASIFIKASI
SENTIMENT TRANSPORTASI ONLINE (GRAB)
PADA ULASAN PLAY STORE**

SKRIPSI

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Mendapatkan
Gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika



AGUSTIAWAL

105841108920

PROGRAM STUDI INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR

2025



UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
FAKULTAS TEKNIK



بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ
PENGESAHAN

Skripsi atas nama Agustiaawal dengan nomor induk Mahasiswa 105841108920, dinyatakan diterima dan disahkan oleh Panitia Ujian Tugas Akhir/Skripsi sesuai dengan Surat Keputusan Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar Nomor : 0003/SK-Y/55202/091004/2025, sebagai salah satu syarat guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar pada hari Sabtu, 24 Mei 2025.

Panitia Ujian :

1. Pengawas Umum

Makassar,

14 Dzulhijjah 1446 H

10 Juni 2025 M

a. Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar

Dr. Ir. H. Abd. Rakhim Nanda, ST., MT., IPU

b. Dekan Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin

Prof. Dr. Eng. Muhammad Isran Ramli, S.T., MT., ASEAN, Eng

2. Penguji

a. Ketua : Prof. Dr. Ir. Hj. Hafsa Nirwana, M.T.

b. Sekretaris : Ir. Muhammad Faisal S. ST., M.T., Ph.D., IPM

3. Anggota

1. Muhyiddin A M Hayat, S.kom., M.T.

2. Desi Anggreani, S.Kom., M.T.

3. Lukman, S.kom., M.T.

Mengetahui :

Pembimbing I

Pembimbing II

Fahrim Irhamna Rahman, S.Kom., M.T

Titin Wahyuni, S.Pd., M.T

Dekan



Ir. Muhammad Syafaat S. Kuba, S.T., M.T

NBM : 975 288





HALAMAN PENGESAHAN

Tugas Akhir ini diajukan untuk memenuhi syarat ujian guna memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.

Judul Skripsi : **KOMBINASI VADER LEXICON DAN SVM DALAM MENGLASIFIKASI SENTIMENT TRANSPORTASI ONLINE (GRAB) PADA ULASAN PLAY STORE**

Nama : AGUSTIAWAL
Stambuk : 105841108920

Makassar, 10 Juni 2025

Telah Diperiksa dan Disetujui
Oleh Dosen Pembimbing;

Pembimbing I

Pembimbing II

Fahrir Irhamna Rahyan, S.Kom., M.T

Titin Wahyuni, S.Pd., M.T

Mengetahui,
Ketua Prodi Informatika



Muhyiddin A.M. Hayat, S.Kom., M.T.

NBM 1504 577



ABSTRAK

AGUSTIAWAL. KOMBINASI VADER LEXICON DAN SVM DALAM MENGLASIFIKASI SENTIMENT TRANSPORTASI ONLINE (GRAB) PADA ULASAN PLAY STORE (di bimbing oleh Fahrin Irhamna Rahman S.Kom.,MT dan Titin Wahyuni S.Pd., MT.,)

Perkembangan teknologi digital telah meningkatkan interaksi pengguna dengan layanan transportasi online seperti Grab. Ulasan pengguna yang terdapat di Google Play Store mengandung informasi berharga mengenai kepuasan dan keluhan pengguna, yang dapat dianalisis untuk meningkatkan kualitas layanan. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap aplikasi Grab berdasarkan ulasan teks menggunakan kombinasi metode VADER Lexicon dan algoritma Support Vector Machine (SVM). Metode VADER digunakan untuk memberikan label sentimen awal (positif, negatif, atau netral) berdasarkan skor leksikal, yang kemudian digunakan sebagai data latih untuk melatih model SVM. Dataset diperoleh dari 2999 ulasan pengguna Grab yang telah diproses melalui tahapan pembersihan data, terjemahan, tokenisasi, dan ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model SVM yang dilatih dengan bantuan labeling dari VADER mampu mencapai akurasi sebesar 86%. Kelas sentimen positif memperoleh nilai presisi 0,93 dan recall 0,98, menunjukkan performa model yang sangat baik dalam mengenali ulasan positif. Meskipun demikian, masih terdapat tantangan dalam mengklasifikasikan sentimen netral dan negatif secara akurat, terutama akibat ketidakseimbangan data. Secara keseluruhan, kombinasi VADER dan SVM terbukti efektif untuk analisis sentimen ulasan pengguna terhadap layanan transportasi online.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Grab, VADER Lexicon, Support Vector Machine, Ulasan Pengguna, Google Play Store.

ABSTRAK

AGUSTIAWAL. KOMBINASI VADER LEXICON DAN SVM DALAM MENGKLASIFIKASI SENTIMENT TRANSPORTASI ONLINE (GRAB) PADA ULASAN PLAY STORE (di bimbing oleh Fahrin Irhamna Rahman S.Kom.,MT dan Titin Wahyuni S.Pd., MT.,)

The advancement of digital technology has increased user interaction with online transportation services such as Grab. User reviews available on the Google Play Store contain valuable information regarding user satisfaction and complaints, which can be analyzed to improve service quality. This study aims to classify user sentiment toward the Grab application based on textual reviews using a combination of the VADER Lexicon method and the Support Vector Machine (SVM) algorithm. The VADER method is used to provide initial sentiment labels (positive, negative, or neutral) based on lexical scores, which are then used as training data to train the SVM model. The dataset consists of 2,999 Grab user reviews that have been processed through data cleaning, translation, tokenization, and feature extraction using TF-IDF. Evaluation results show that the SVM model trained with the help of VADER labeling achieved an accuracy of 86%. The positive sentiment class achieved a precision of 0.93 and a recall of 0.98, indicating excellent model performance in recognizing positive reviews. However, there are still challenges in accurately classifying neutral and negative sentiments, primarily due to data imbalance. Overall, the combination of VADER and SVM proves effective for sentiment analysis of user reviews on online transportation services.

Keywords: Sentiment Analysis, Grab, VADER Lexicon, Support Vector Machine, User Reviews, Google Play Store.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dengan mengucapkan bismillahirrahmanirrahim, saya memulai penulisan kata pengantar ini sebagai ungkapan rasa syukur kepada Allah SWT yang telah memberikan kemudahan dan kekuatan sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi ini yang berjudul **“Klasifikasi Sentiment Transportasi Online (Grab) Pada Ulasan Play Store Menggunakan VADER Lexicon dan SVM”**.

Penulisan skripsi ini disusun oleh penulis sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan Program Sarjana (S1) di Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Makassar. Penulis berharap skripsi ini dapat menjadi referensi tambahan bagi pembaca, terutama mahasiswa informatika, serta masyarakat umum. Penulis menyadari bahwa penyusunan skripsi ini melibatkan banyak pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ibunda **Hj. Risnawati**, cinta pertama sekaligus pintu surgaku. Serta kepada Ayahanda **H. Irham**, beliau yang menjadi panutan dalam memimpin keluarga. Walaupun keduanya tidak sempat merasakan Pendidikan hingga bangku perkuliahan namun mereka senantiasa memberikan kasih sayang, bimbingan, dukungan materi, dan doa yang selalu dilangitkan untuk kesuksesan penulis. Pengorbanan yang tak ternilai dari keduanya telah menjadi pendorong utama sehingga penulis dapat menyelesaikan perjalanan studi hingga tingkat sarjana.
2. Bapak **Dr. Ir. Abd. Rakhim Nanda, SY., M.T., IPM.**, sebagai Rektor Perguruan Tinggi Universitas Muhammadiyah Makassar
3. Ibu **Dr. Hj. Ir. Nurnawaty, ST., MT**, selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar
4. Bapak **Muhyiddin A.M. Hayat S.Kom., MT** selaku Ketua Prodi Informatika, Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
5. Bapak **Fachrim Irhamna Rachman, S.Kom., M.T** selaku Dosen Pembimbing I dan Ibu **Titin Wahyuni, S.Pd., M.T** selaku Dosen Pembimbing II yang senantiasa meluangkan waktu dan pikirannya untuk membimbing dan mengarahkan penulis

dalam penyusunan skripsi ini.

6. Seluruh Dosen dan Staf Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.

Semoga Tuhan Yang Maha Esa memberikan ganjaran yang lebih besar kepada beliau, sebagai akhir dari segala ucapan. Harapannya, skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca secara umum dan khususnya bagi penulis.

Makassar, 20 mei 2025

AGUSTIAWAL



DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR.....	i
DAFTAR ISI.....	vi
DAFTAR TABEL	viii
DAFTAR GAMBAR.....	ix
BAB I PENDAHULUAN.....	1
A. Latar Belakang.....	1
B. Rumusan Masalah.....	2
C. Tujuan Penelitian	3
D. Manfaat Penelitian	3
E. Ruang Lingkup Penelitian.....	3
F. Sistematika Penulisan.....	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	4
A. Landasan Teori.....	4
B. Penelitian Terkait.....	7
C. Kerangka Pikir	10
BAB III METODE PENELITIAN	11
A. Tempat dan Waktu Penelitian.....	11
B. Alat dan Bahan.....	11
C. Perancangan Sistem	11
D. Teknik Pengujian Sistem	13
E. Teknik Analisis Data.....	14
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	16
A. Pengumpulan Data.....	16

B.Pembersihan Data	17
C.Pelabelan Data	17
D.Penerapan Metode <i>VADER Lexicon</i> dan SVM.....	18
E.Pengujian dan Hasil Metode	19
BAB V PENUTUP.....	22
A. Kesimpulan	22
B. Saran	22
DAFTAR PUSTAKA.....	22
LAMPIRAN.....	25



DAFTAR TABEL

Tabel 1 Dataset Ulasan	24
Tabel 2 Tahap Pelabelan Data	25
Tabel 3 Metrik Evaluasi	Error! Bookmark not defined.



DAFTAR GAMBAR

Gambar 1 Kerangka Pikir	13
Gambar 2 Perancangan Sistem	15
Gambar 3 Laporan klasifikasi SVM	31



BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Perkembangan teknologi yang sangat pesat membawa pengaruh yang besar bagi kehidupan manusia. Salah satu dampak dari perkembangan teknologi tersebut adalah semakin maraknya penggunaan transportasi online melalui media internet (Rizki Wahyudi & Kusumawardhana, 2021). Dalam beberapa dekade terakhir, analisis sentimen telah menjadi fokus penting dalam penelitian di bidang Pemrosesan Bahasa Alami (*Natural Language Processing* atau NLP). Analisis sentimen merupakan proses untuk mengidentifikasi atau mengkategorikan opini pengguna dalam bentuk teks mengenai berbagai hal seperti film, produk, acara, dan lainnya, baik itu bersifat positif, negatif, maupun netral. Analisis sentimen sangat bermanfaat untuk mengidentifikasi, mengekstraksi, dan mempelajari informasi subjektif tentang produk suatu perusahaan. Sering kali, perusahaan membutuhkan wawasan yang lebih mendalam mengenai sentimen terhadap produk mereka, seperti aspek-aspek tertentu dari produk yang perlu dievaluasi (Raihan & Erwin, 2022).

Berdasarkan data dari situs Google Play per 25 September 2020, aplikasi Grab telah diunduh lebih dari 100 juta kali dan memiliki rating sebesar 4,5. Di Google Play juga terdapat sebanyak 6.068.925 ulasan pengguna di kolom komentar Grab (Google Play, 2019). Ulasan pengguna tersebut terdiri dari dua bagian, yaitu nilai rating dan komentar dalam bentuk teks. Nilai rating mencerminkan evaluasi keseluruhan pengalaman pengguna dalam skala numerik, sedangkan komentar tekstual memberikan informasi yang lebih mendalam (Wahyudi, 2021). Menurut Watrionthos dan rekan-rekan (2019), ulasan pengguna di Play Store mencakup ulasan positif maupun negatif, seperti keluhan, kritik, atau saran.

Penelitian ini dilakukan karena Grab merupakan salah satu aplikasi layanan digital yang paling banyak digunakan di Indonesia, sehingga

penting untuk menganalisis sentimen pengguna guna mengoptimalkan kepuasan dan meningkatkan kualitas layanan. Perkembangan teknologi yang semakin pesat telah mendorong perubahan dalam gaya hidup masyarakat, termasuk dalam hal transportasi. Masyarakat kini tidak perlu lagi mengalami kesulitan dalam mencari layanan ojek, karena telah tersedia berbagai aplikasi transportasi online yang praktis dan mudah diakses. Salah satu aplikasi yang banyak digunakan dan memiliki jumlah pengguna yang tinggi adalah Grab. Popularitas Grab di kalangan masyarakat menjadikannya menarik untuk diteliti, khususnya dalam mengetahui bagaimana sentimen atau pendapat pengguna terhadap layanan yang diberikan. Oleh karena itu, penulis tertarik untuk menjadikan aplikasi Grab sebagai objek penelitian guna menganalisis sentimen pengguna melalui ulasan yang mereka berikan di platform Google Play Store.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah kombinasi antara algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan leksikon VADER. Pendekatan gabungan ini bertujuan untuk memanfaatkan kekuatan masing-masing teknik guna mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi. Integrasi dilakukan secara berurutan, di mana leksikon VADER digunakan terlebih dahulu untuk menetapkan nilai opini, dan data yang dihasilkan digunakan sebagai data anotasi dalam model SVM. Pengelompokan juga diterapkan pada data berdasarkan atribut-atributnya untuk mendapatkan wawasan lebih lanjut tentang orientasi pelanggan. Pada dasarnya, penggabungan ini mengubah pendekatan berbasis leksikon menjadi sebuah mekanisme untuk mentransfer pembelajaran ke model SVM. Harapannya, penggabungan teknik dan algoritma ini akan menghasilkan anotasi opini yang sangat akurat (Nurcahyawati, 2023).

Berdasarkan permasalahan yang telah dijabarkan di atas, maka dibuatlah klasifikasi sentimen menggunakan metode VADER Lexicon dan SVM untuk mengetahui sentimen terhadap layanan transportasi online (Grab) berdasarkan ulasan yang terdapat di Google Play Store.

B. Rumusan Masalah

Bagaimana cara menggunakan *VADER Lexicon* dan algoritma *Support Vector Machine* untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Grab di Play Store?

C. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, maka tujuan dari penelitian adalah:

Cara menggunakan *VADER Lexicon* dan algoritma *Support Vector Machine* untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Grab di Play Store

D. Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini untuk membantu mengetahui sentimen pengguna terhadap layanan Grab berdasarkan ulasan di Google Play Store. Ini memberikan gambaran yang lebih jelas tentang tingkat kepuasan dan keluhan pengguna, yang dapat digunakan untuk perbaikan layanan.

E. Ruang Lingkup Penelitian

Dari rumusan masalah di atas, dapat di rumuskan beberapa batasan masalah yaitu:

1. Studi kasus pada penelitian ini terbatas pada analisis sentimen terkait ulasan pengguna aplikasi GRAB.
2. Dataset yang digunakan hanya diperoleh dari ulasan pada *platform* Google *PlayStore*
3. Terbatas hanya menggunakan metode *VADER Lexicon* dan SVM.
4. Bahasa Pemrograman yang digunakan adalah Bahasa *Python*

F. Sistematika Penulisan

Secara keseluruhan penulisan laporan tugas akhir ini terbagi menjadi beberapa bab yang tersusun yaitu:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan tentang teori-teori yang melandasi penulisan dalam melaksanakan skripsi.

BAB III METODE PENELITIAN

Membahas tentang metode penelitian dan alat yang digunakan untuk pembuatan sistem.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas tentang hasil dan pembahasan dalam mengklasifikasi sentiment grab menggunakan metode *VADER Lexicon* dan SVM

BAB V PENUTUP

Bab ini membahas tentang kesimpulan dari penelitian dan saran untuk penelitian selanjutnya



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1. Analisis Sentimen

Analisis sentimen, juga dikenal sebagai penambangan opini, adalah studi komputasional yang bertujuan mengidentifikasi dan mengungkapkan opini, sentimen, evaluasi, sikap, emosi, subjektivitas, penilaian, atau pandangan terhadap suatu teks (Manggopa *et al.*, 2024). Hasil dari opini ini bisa berupa sentimen positif, negatif, atau netral. Oleh karena itu, analisis sentimen dapat diartikan sebagai proses pengambilan keputusan berdasarkan pendapat dari satu atau lebih individu mengenai objek atau topik tertentu (Mustasaruddin *et al.*, 2023).

Analisis sentimen menjadi semakin penting dengan meningkatnya interaksi pengguna di media sosial, penggunaan forum dan blog, serta ulasan di berbagai aplikasi atau situs *e-commerce* (Jihad *et al.*, 2021). Analisis sentimen erat kaitannya dengan Pemrosesan Bahasa Alami (NLP), yang merupakan kemampuan mesin untuk memahami bahasa manusia melalui penggunaan algoritma komputer, matematika, dan linguistik komputasi (Chandradev *et al.*, 2023).

2. Aplikasi Grab

Grab adalah layanan antar jemput dengan ojek modern berbasis pesanan. Sebagai kendaraan motor roda dua, ojek menjadi moda transportasi yang sangat efektif. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk memesan ojek secara online, menjadikannya dikenal sebagai ojek yang modern dan profesional (Anam, 2020).

Seiring perkembangan teknologi, banyak usaha yang memanfaatkan teknologi sebagai peluang bisnis di bidang jasa transportasi online. Salah satu layanan transportasi online di Indonesia adalah Grab. Grab mulai beroperasi di Indonesia pada pertengahan tahun 2014 sebagai solusi mengatasi kemacetan dan untuk mendorong transformasi sektor transportasi informal agar lebih profesional. Layanan utama Grab adalah

GrabTaxi, dan seiring waktu berkembang menjadi GrabCar, GrabBike, GrabExpress, GrabFood, dan GrabHitch. Di Yogyakarta, layanan yang ditawarkan Grab meliputi GrabCar, GrabBike, GrabExpress, dan GrabFood. Di Yogyakarta, Grab bersaing dengan GO-JEK dalam jasa transportasi online, dimana keduanya berusaha meningkatkan kualitas pelayanan kepada konsumen (Marsudi, 2020).

3. *Vader Lexicon*

VADER Lexicon adalah metode yang digunakan untuk menganalisis sentimen dengan pendekatan kamus. Metode ini memanfaatkan kamus lexicon untuk menentukan bobot kata, sehingga memudahkan proses klasifikasi otomatis terhadap kalimat yang dianalisis. Oleh karena itu, lexicon dapat digunakan untuk memberi label pada data latih sebelum model dilatih (Fathoni, 2024).

Dalam penelitian ini akan dilakukan analisis sentimen menggunakan teknik yang berbeda, yaitu berbasis pada leksikon dan aturan (*lexicon-and rule-based*) yang disebut VADER. VADER dipilih karena terbukti memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan metode yang lain dan dibuat secara khusus untuk keperluan analisis sentimen pada teks yang diungkapkan di media sosial. Berbeda dengan penelitian-penelitian lainnya yang melakukan pembuatan dan evaluasi model, dalam penelitian ini digunakan model yang telah dibuat sebelumnya. VADER menggunakan 7.500 leksikon sebagai dasar penentuan kelas sentimen dan memiliki tingkat akurasi F1 sebesar 0,96 (lebih baik daripada asesmen oleh manusia dengan akurasi 0,84). Penelitian juga menunjukkan bahwa performa VADER lebih baik dibandingkan metode lain dengan pendekatan yang serupa (*lexicon-based*) seperti TextBlob .

Tahap preprocessing data dilakukan dengan menghapus tweet yang duplikat, kosong, atau *retweet* agar hanya tersisa tweet yang unik dan valid. Selain itu, karakter khusus dan angka juga dihilangkan dari tweet. Selanjutnya, tweet diterjemahkan ke dalam bahasa Inggris menggunakan *Google Translate* karena VADER dikembangkan berdasarkan *corpus*

berbahasa Inggris. Klasifikasi sentimen dilakukan melalui submodul VADER yang ada di modul nltk (*Natural Language Toolkit*), dimana proses ini menghasilkan skor negatif, netral, dan positif untuk setiap tweet.

4. Support Vector Machine (SVM)

SVM (*Support Vector Machine*) adalah metode untuk menemukan hyperplane optimal yang digunakan untuk mengklasifikasikan data ke dalam kelas yang berbeda. SVM merupakan bagian dari machine learning dengan jenis supervised learning, yang membutuhkan data terklasifikasi sebagai data latih. *Hyperplane* ini berfungsi untuk menentukan label data yang akan diklasifikasikan sekaligus memaksimalkan margin antara kelas yang berbeda. Setiap data direpresentasikan sebagai titik, dan SVM berupaya memaksimalkan jarak atau margin antara vektor dari kedua kelas tersebut (Fathoni, 2024).

Support Vector Machine (SVM) diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992 sebagai metode klasifikasi yang efisien untuk masalah nonlinier. SVM juga dikenal sebagai teknik pembelajaran mesin (*machine learning*) yang canggih, yang muncul setelah metode pembelajaran mesin sebelumnya yang dikenal sebagai *Neural Network* (NN). Konsep SVM dapat dijelaskan sebagai pencarian hyperplane optimal yang memisahkan dua kelas dalam ruang input. SVM berupaya menentukan *hyperplane* pemisah dengan memaksimalkan jarak antara kelas-kelas tersebut. Pendekatan ini memungkinkan SVM untuk memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data-data yang akan datang (Zidna *et al.*, 2021).

5. Preprocessing Data

Data *preprocessing* adalah serangkaian langkah yang dilakukan untuk mempersiapkan data agar sesuai dengan format yang dibutuhkan, sehingga dapat digunakan sebagai data uji atau data latih. Langkah-langkah *preprocessing* data mencakup anotasi citra, penyesuaian ukuran citra agar seragam, dan augmentasi data (Pratama, 2023).

Data preprocessing pada teks meliputi beberapa langkah, seperti menghilangkan kata-kata penghubung (*stopwords*) seperti "or", "and", "if", dan sebagainya, menormalisasi setiap kata menjadi bentuk dasarnya, serta menghapus tanda baca yang tidak perlu seperti "isn't" (Hakim, 2021).

6. Scikit-Learn

Scikit-learn adalah salah satu modul *Python* yang menggabungkan berbagai algoritma pembelajaran mesin untuk masalah yang diawasi dan tidak diawasi pada skala menengah. Modul ini sangat efisien untuk penambangan data dan analisis data (Silitonga, 2019). *Scikit-learn* merupakan pustaka open source untuk analisis data yang dianggap sebagai standar emas dalam *Machine Learning* (ML) di ekosistem *Python*. Pustaka ini mencakup berbagai algoritma data mining, termasuk klasifikasi, regresi, dan clustering (D. A. Manalu & Gunadi, 2022).

7. Natural Language Toolkit (NLTK)

Natural Language Toolkit (NLTK) adalah pustakaan (library) *Python* yang dirancang untuk memproses data teks. NLTK dilengkapi dengan lebih dari 50 corpora dan sumber daya leksikal seperti WordNet. Selain itu, NLTK menyediakan berbagai pustaka untuk pemrosesan teks, termasuk klasifikasi, tokenisasi, stemming, tagging, parsing, dan lainnya (Sari, 2019).

8. Bahasa Pemrograman

Bahasa Pemrograman sering disebut bahasa komputer atau bahasa pemrograman komputer, yaitu sebuah instruksi standar untuk mengendalikan sebuah komputer. Seperangkat aturan syntax dan semantic yang digunakan untuk memberikan sebuah definisi pada program komputer dikenal sebagai bahasa pemrograman. Bahasa ini memungkinkan pemrogram untuk menentukan dengan tepat data apa yang diproses komputer, bagaimana data tersebut disimpan dan dikirimkan, dan tindakan apa yang harus diambil dalam berbagai kondisi. Kegunaan/tujuan dari pemrograman adalah untuk mengisi suatu

program yang dapat melakukan suatu perhitungan atau pekerjaan sesuai dengan keinginan pembuat program (Rahmat Musfika *et al.*, 2023).

9. *Python*

Python adalah Bahasa pemrograman yang ditafsirkan untuk tujuan umum dengan filosofi desain yang berfokus pada pembacaan kode. *Python* diklaim sebagai bahasa yang menggabungkan kapabilitas, kemampuan, dengan sintaksis kode yang sangat jelas, dan dilengkapi dengan fungsionalitas pustaka standar yang besar serta komprehensif. *Python* dapat dikatakan sebagai bahasa pemrograman dengan tujuan umum yang dikembangkan secara khusus untuk membuat source code mudah dibaca. *Python* juga memiliki library yang lengkap sehingga memungkinkan software engineer untuk membuat aplikasi yang mutakhir dengan menggunakan source code yang tampak sederhana (Muhammad Al Faruqi, 2021).

Bahasa pemrograman *Python* merupakan bahasa pemrograman populer yang memiliki keunggulan sebagai berikut:

- a) Mudah untuk digunakan dalam mengembangkan sebuah produk perangkat lunak, perangkat keras, Internet of Things, aplikasi web, maupun video game.
- b) Selain memiliki keterbacaan kode yang tinggi sehingga kode mudah dipahami, bahasa pemrograman ini memiliki library yang sangat banyak dan luas.
- c) Merupakan bahasa yang mendukung ekosistem Internet of Things dengan sangat baik.

Beberapa fitur yang dimiliki *Python* adalah:

- a) Memiliki kepustakaan yang luas, dalam distribusi *Python* telah disediakan modul-modul siap pakai untuk berbagai keperluan.
- b) Memiliki tata bahasa yang jernih dan mudah dipelajari. Memiliki aturan layout kode sumber yang memudahkan pengecekan, pembacaan kembali dan penulisan ulang kode sumber dalam berorientasi obyek.

- c) Memiliki sistem pengelolaan memori otomatis (garbage collection, seperti java) modular, mudah dikembangkan dengan menciptakan modul-modul baru, modul-modul tersebut dapat dibangun dengan bahasa *Python* maupun *C/C++*.
- d) Memiliki fasilitas pengumpulan sampah otomatis, seperti halnya pada bahasa pemrograman Java.
- e) *Python* memiliki fasilitas pengaturan penggunaan ingatan komputer sehingga para pemrogram tidak perlu melakukan pengaturan ingatan komputer secara langsung.

B. Penelitian Terkait

1. Ahmad Rifa'I, Risma Ardhani, Denni Pratama, & Fatihanursari. (2024)

Pada penelitian yang berjudul “Analisis Sentimen Terhadap Layanan Aplikasi Grab Indonesia Menggunakan Metode Naïve Bayes” Kesimpulan dari analisis sentimen terhadap layanan aplikasi Grab berdasarkan sekitar 2000 data teks yang dicrawling pada bulan September 2023 menunjukkan bahwa pengguna aplikasi Grab memberikan ulasan positif. Dari total data tersebut, hasil prediksi klasifikasi sentimen menunjukkan bahwa 1677 atau 83,85% merupakan sentimen positif, sedangkan 69 atau 3,45% merupakan sentimen negatif. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun mayoritas pengguna memberikan komentar positif pada aplikasi Grab, ada juga sejumlah pengguna yang memberikan komentar negatif. Metode Naive Bayes digunakan untuk mengklasifikasikan hasil, dan algoritma ini menghasilkan hasil klasifikasi yang akurat dengan presisi sebesar 99,64%, recall sebesar 87,12%, dan tingkat akurasi sebesar 84,36%.

2. Siti Ernawati, & Risa Wati. (2024)

Pada penelitian yang berjudul “Evaluasi Performa Kernel SVM dalam Analisis Sentimen Review Aplikasi ChatGPT Menggunakan Hyperparameter dan VADER Lexicon” Berdasarkan eksperimen sentimen analisis ulasan pengguna aplikasi ChatGPT dengan pembagian data 90:10, diperoleh hasil sebagai berikut: kernel linier menghasilkan

akurasi 92,23%, presisi 92,12%, F1 score 95,90%, dan AUC 86%. Kernel polinomial memberikan akurasi 90,78%, presisi 90,78%, F1 score 95,17%, dan AUC 80%. Kernel sigmoid menunjukkan akurasi 92,23%, presisi 92,2%, F1 score 95,90%, dan AUC 80%. Parameter terbaik ditemukan dengan kernel RBF, yang menghasilkan akurasi 92,72%, presisi 93,43%, F1 score 96,10%, dan AUC 88%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kernel pada metode SVM dapat meningkatkan akurasi analisis ulasan aplikasi ChatGPT. Sentimen positif yang diidentifikasi menggunakan *VADER Lexicon* lebih tinggi daripada sentimen negatif, menunjukkan bahwa pengguna merasa sangat terbantu oleh aplikasi ChatGPT. Disarankan untuk penelitian selanjutnya membandingkan algoritma SVM dengan beberapa algoritma pengklasifikasi teks lainnya seperti Naïve Bayes atau K-Nearest Neighbors (KNN).

3. Syafika Syifa Maulidah

Penelitian yang berjudul “Analisis Sentimen Terhadap Brand Reputation Super Apps Gojek Dan Grab Di Indonesia Menggunakan Algoritma Machine Learning” Berdasarkan analisis sentimen terhadap reputasi merek menggunakan algoritma pembelajaran mesin, ditemukan bahwa untuk data cuitan Twitter Januari 2023, Gojek memiliki 1.832 sentimen positif dan 3.710 sentimen negatif, sementara Grab memiliki 1.047 sentimen positif dan 1.407 sentimen negatif. Indeks reputasi merek net (NBR) untuk Gojek adalah -33,89 dan untuk Grab -14,64, menunjukkan lebih banyak sentimen negatif untuk kedua aplikasi. Dari tiga algoritma yang diuji—random forest classifier, support vector machine, dan long short term memory—*Support Vector Machine* menunjukkan performa terbaik untuk data Gojek dengan akurasi 0,92 dan f-1 score 0,90, sedangkan long short term memory unggul pada data Grab dengan akurasi dan f-1 score 0,91, berkat penerapan ekstraksi fitur word embedding.

4. Selva Indah Nurhafida, Falentino Sembiring(2022)

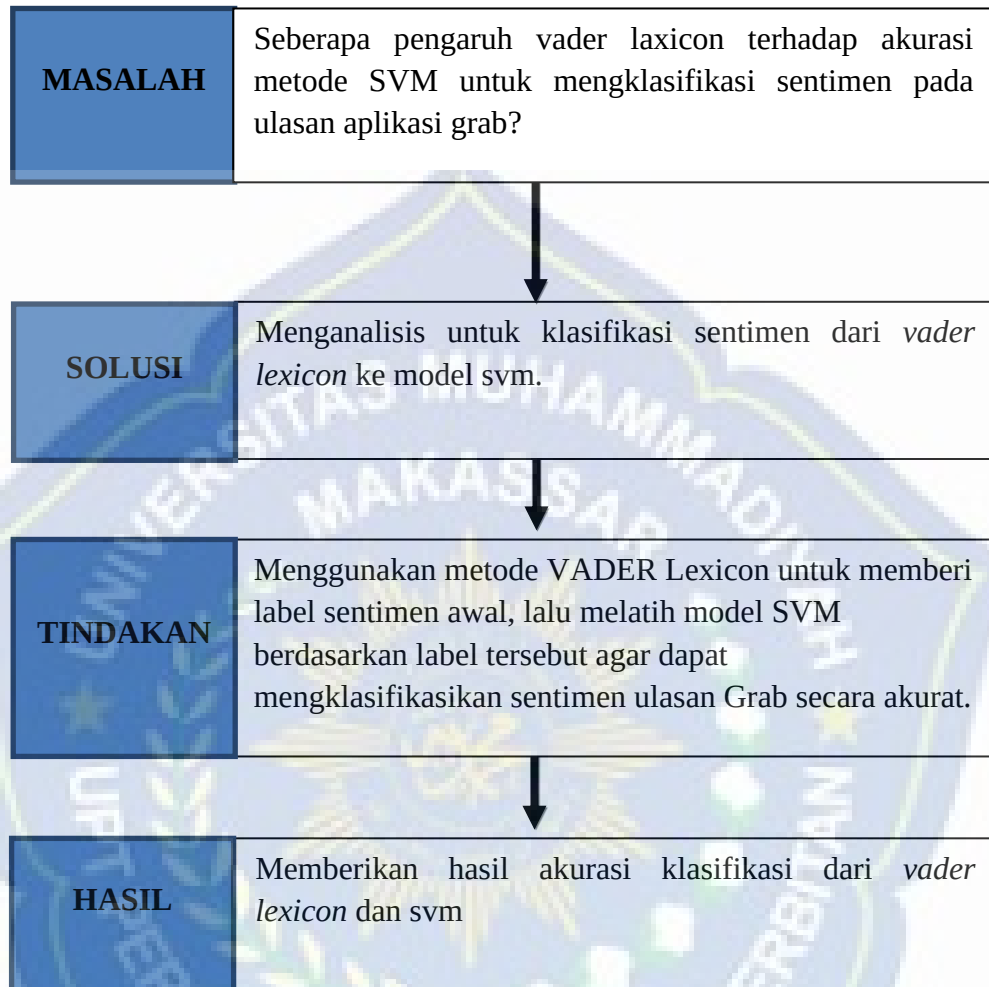
Di penelitian “Analisis Sentimen Aplikasi Novel Online Di Google Play Store Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine* (SVM)” Dapat menarik kesimpulan Berdasarkan hasil analisis, dari total 4.137 ulasan pengguna, aplikasi Wattpad mendapat 33,12% sangat tidak suka, 17,04% tidak suka, 15,71% netral, 11,31% suka, dan 22,82% sangat menyukai. Sedangkan aplikasi Dreame mendapatkan 10,94% sangat tidak suka, 17,04% tidak suka, 15,71% netral, 11,31% suka, dan 22,82% sangat menyukai. Ini menunjukkan Dreame unggul dibandingkan Wattpad Akurasi aplikasi Wattpad adalah 88,60% dengan SVM, dimana 303 dari 342 data diklasifikasikan dengan benar. Sebaliknya, Dreame memiliki akurasi 87,45%, dengan 230 dari 263 data diklasifikasikan dengan benar. Sentimen positif Wattpad terkait dengan membaca offline dan gratis, sedangkan Dreame terkait dengan penggunaan sistem koin gratis. Sentimen negatif Wattpad berhubungan dengan update terbaru, sistem berbayar, dan masalah pendaftaran, sementara Dreame mengeluhkan waktu loading bab dan sistem koin.

5. Rizki Wahyudi & Gilang Kusumawardhana (2021)

Pada penelitian ini berjudul “Analisis Sentimen Pada Review Aplikasi Grab Di Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine”, Berdasarkan hasil eksperimen yang ditampilkan pada Gambar 13, disimpulkan bahwa kata positif yang paling sering diulas oleh pengguna adalah "ovo," yang muncul sebanyak 266 kali. Sementara itu, pada Gambar 17, kata negatif yang paling sering diulas adalah "driver," muncul sebanyak 585 kali, menunjukkan banyaknya keluhan terhadap pengemudi Grab. Dari kata-kata negatif yang sering muncul, terdapat dua kombinasi kata yang sering muncul bersamaan, yaitu "saldo_ovo" dan "tolong_perbaiki," yang menunjukkan keluhan pengguna terkait saldo ovo. Pada penelitian ini, data ulasan yang digunakan masih terbatas pada kategori paling relevan, sehingga penelitian selanjutnya perlu menggunakan ulasan dari kategori lain atau dari rentang waktu tertentu. Selain itu, penelitian mendatang dapat menggunakan pendekatan dengan

pendeteksian emotikon menggunakan metode Lexicon Based Approach.

C. Kerangka Pikir



Gambar 1 Kerangka Pikir

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Tempat dan Waktu Penelitian

1. Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan secara online dengan mengambil beberapa *review*/ulasan aplikasi GRAB pada platform *Google Playstore*

2. Waktu Penelitian

Adapun pelaksanaan penelitian ini dilakukan mulai pada Juli 2024 dan akan berlangsung hingga seluruh proses pengumpulan data selesai.

B. Alat dan Bahan

1. Kebutuhan Hardware

- a. Laptop Asus VivoBook X415JAB

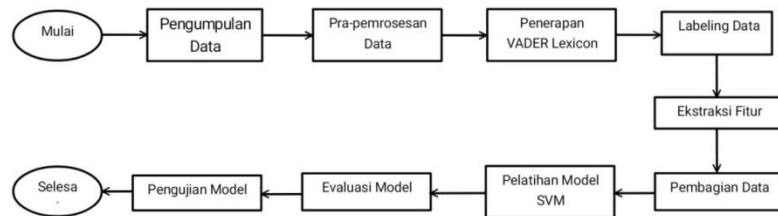
2. Kebutuhan Software

- a. Visual Studio Code
- b. Excel
- c. Phyton
- d. *Scikit-learn* dan *NLTK*

C. Perancangan Sistem

Perancangan sistem merupakan bagian penting dalam pengembangan sistem, karena menggambarkan proses dari tahap perencanaan hingga penerapan fungsi-fungsi yang diperlukan untuk operasi. Tujuan utama dari perancangan ini adalah memastikan bahwa sistem yang dibangun dapat mencapai hasil yang diinginkan.

Flowchart atau diagram alir adalah representasi visual yang menunjukkan urutan langkah-langkah dan keputusan yang diperlukan untuk menjalankan sebuah proses dalam program. Setiap langkah digambarkan dalam bentuk diagram dan dihubungkan oleh garis atau panah untuk menunjukkan arah aliran proses.



Gambar 2 Perancangan Sistem

Berdasarkan perancangan sistem di atas, yang pertama kali dilakukan adalah mengumpulkan ulasan pengguna dari aplikasi grab di playstore, sesudah itu bersihkan data ulasan yang sudah dikumpulkan dari karakter-karakter khusus, tanda baca, dan kata-kata yang tidak relevan, selanjutnya Gunakan VADER (*Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner*) untuk menghitung skor sentimen dari setiap ulasan. VADER cocok untuk analisis sentimen di media sosial karena bisa menangani kata-kata informal dan emoticon. Setiap ulasan akan diberikan skor sentimen positif, negatif, netral, dan komposit, kemudian Berdasarkan skor sentimen komposit dari VADER, klasifikasikan setiap ulasan sebagai positif, negatif, atau netral. Labeling ini diperlukan sebagai data latih untuk model SVM, kemudian Ekstrak fitur-fitur yang relevan dari ulasan, seperti frekuensi kata-kata, bigram, trigram, atau fitur lain yang bisa mendukung klasifikasi sentimen. Fitur-fitur ini akan digunakan sebagai input untuk model SVM, dengan Bagi dataset menjadi dua bagian: data latih (training set) dan data uji (test set). selanjutnya Latih model *Support Vector Machine* (SVM) menggunakan data latih yang sudah diberi label dan fitur-fitur yang sudah diekstraksi. SVM akan mencari *hyperplane* terbaik yang memisahkan kelas-kelas sentimen (positif, negatif, netral) dengan margin yang maksimal. Kemudian evaluasi model SVM menggunakan data uji untuk mengukur performa model dengan melakukan pengujian

lebih lanjut dengan ulasan baru untuk memastikan model dapat beradaptasi dan tetap akurat dalam kondisi nyata. dengan mengimplementasikan model yang sudah dilatih ke dalam sistem yang akan digunakan untuk menganalisis sentimen ulasan Grab secara real-time. dann yang terakhir Dokumentasikan seluruh proses dan hasil yang didapatkan dalam bentuk laporan skripsi.

Penggunaan metode VADER Lexicon dan algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam penelitian ini memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing yang saling melengkapi. VADER Lexicon merupakan metode analisis sentimen berbasis leksikal yang dirancang khusus untuk menangani bahasa informal seperti yang umum ditemukan pada media sosial atau ulasan aplikasi. Keunggulan utama VADER terletak pada kemampuannya memberikan skor sentimen (positif, negatif, netral, dan komposit) secara cepat dan akurat tanpa perlu proses pelatihan model. Selain itu, VADER mampu mengenali emotikon, huruf kapital, serta tanda baca yang memengaruhi intensitas sentimen. Namun, VADER juga memiliki keterbatasan, terutama pada konteks kalimat yang kompleks, ironi, atau sarkasme yang sulit ditangkap oleh metode berbasis kamus. VADER juga bergantung pada kosakata yang sudah ditentukan sebelumnya, sehingga tidak mampu mengenali istilah baru yang belum terdapat dalam leksikonnya.

Sementara itu, algoritma SVM berperan dalam melakukan klasifikasi sentimen berdasarkan hasil labeling dari VADER dan fitur-fitur yang diekstraksi dari data. SVM dikenal efektif dalam mengolah data berdimensi tinggi seperti teks, serta mampu menghasilkan performa yang baik meskipun data memiliki jumlah fitur yang besar. Dengan bantuan teknik kernel, SVM juga dapat menangani pola non-linear, menjadikannya fleksibel untuk berbagai jenis data. Selain itu, SVM cenderung lebih tahan terhadap overfitting dibandingkan algoritma klasifikasi lain. Meski demikian,

SVM memiliki kelemahan dalam hal efisiensi ketika diterapkan pada dataset berukuran besar karena proses pelatihan yang memakan waktu dan memori. Selain itu, performa SVM sangat bergantung pada pemilihan parameter dan jenis kernel yang tepat, serta tidak memiliki interpretabilitas yang tinggi sehingga sulit untuk menjelaskan proses klasifikasinya secara transparan. Oleh karena itu, kombinasi antara VADER dan SVM dipilih dalam penelitian ini karena dapat saling melengkapi: VADER memberikan skor awal berbasis leksikal secara cepat, sementara SVM meningkatkan akurasi klasifikasi melalui pembelajaran mesin.

D. Teknik Pengujian Sistem

Pengujian sistem bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi sentimen menggunakan kombinasi *VADER Lexicon* dan *Support Vector Machine* (SVM). Pengujian dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label asli pada dataset ulasan aplikasi Grab yang diperoleh dari *Google Play Store*.

Metode pengujian yang digunakan dalam penelitian ini adalah pengujian empiris, yang membandingkan hasil prediksi model dengan label sebenarnya. Pengujian ini dilakukan dengan teknik evaluasi berbasis *Confusion Matrix*, yang memberikan metrik performa seperti:

1. Akurasi (*Accuracy*):

Langkah-langkah:

- a) Menghitung jumlah prediksi yang benar untuk semua kelas (positif, negatif, netral).
- b) Menghitung total seluruh prediksi (benar + salah).
- c) Mengukur persentase prediksi yang benar dibandingkan dengan total data uji.

2. Presisi (*Precision*):

Langkah-Langkah:

- a) Untuk setiap kelas (misalnya kelas Positif):

- Menghitung jumlah True Positives (TP): prediksi benar untuk kelas tersebut.
 - Menghitung jumlah False Positives (FP): prediksi salah yang diklasifikasikan sebagai kelas tersebut.
- b) Mengukur ketepatan model dalam mengklasifikasikan ulasan positif, negatif, atau netral.

3. Recall (*Sensitivity*):

Langkah-Langkah:

- a) Untuk setiap kelas:
- Menghitung True Positives (TP).
 - Menghitung False Negatives (FN): data yang sebenarnya termasuk dalam kelas tersebut, tapi diprediksi sebagai kelas lain.
- b) Mengukur sejauh mana model dapat menangkap semua ulasan dalam satu kategori tertentu.

4. *F1-Score*:

Langkah-Langkah:

- a) Menggabungkan presisi dan recall dalam satu metrik untuk memberikan gambaran keseimbangan performa model.

E. Teknik Analisis Data

Analisis data adalah usaha untuk mencari dan menyusun hasil observasi, wawancara, dan hasil lainnya secara sistematis guna meningkatkan pemahaman peneliti tentang kasus yang dipelajari serta menyajikannya sebagai temuan bagi orang lain. Proses ini juga melibatkan pengurutan dan pengorganisasian data ke dalam pola, kategori, dan deskripsi dasar sejak awal pengumpulan data di lapangan, untuk memastikan bahwa data terkumpul secara lengkap dan terstruktur (Nurdewi, 2022). Untuk mencapai hasil yang diinginkan maka peneliti melakukan beberapa tahapan analisis sebagai berikut :

1. Reduksi Data (*Data Reduction*)

Reduksi data adalah proses menyederhanakan, memilah, dan mengubah data kasar menjadi bentuk yang lebih mudah dikelola dan dipahami. Dalam tahap ini, data yang relevan dipilih dan dirangkum sementara data yang tidak relevan dibuang. Proses ini melibatkan kegiatan seperti coding, pengelompokan, dan pembuatan tema atau kategori. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi pola dan tema utama yang muncul dari data sehingga memudahkan analisis lebih lanjut.

2. Penyajian Data (*Display Data*)

Penyajian data adalah proses menata data yang telah direduksi dalam bentuk yang terorganisir dan mudah dipahami. Data dapat disajikan dalam berbagai bentuk seperti teks naratif, tabel, grafik, atau diagram. Penyajian data bertujuan untuk membantu peneliti memahami informasi yang kompleks dengan lebih baik dan untuk mendukung proses penarikan kesimpulan. Ini juga memudahkan dalam mengkomunikasikan temuan kepada audiens lain.

3. Penarikan Kesimpulan (*Concluding Drawing Verification*)

Penarikan kesimpulan adalah tahap di mana peneliti mengevaluasi data yang telah direduksi dan disajikan untuk membuat interpretasi dan kesimpulan yang valid. Proses ini melibatkan mencari hubungan, pola, dan makna dalam data serta mengaitkan temuan dengan pertanyaan penelitian atau hipotesis yang telah ditetapkan. Kesimpulan yang ditarik harus didasarkan pada bukti yang kuat dan dapat diandalkan dari data yang telah dianalisis.



BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Penelitian ini mengumpulkan ulasan pengguna aplikasi Grab dari Play Store dengan bantuan bot. Bot ini secara otomatis mengambil data ulasan, termasuk teks, rating, dan tanggal ulasan. Dengan cara ini, data bisa dikumpulkan lebih cepat dan terorganisir, sehingga mencerminkan berbagai pendapat pengguna tentang layanan Grab. Pengambilan data dilakukan dengan mengumpulkan dataset dari aplikasi Grab yang tersedia di Google Play Store dengan menggunakan Bot. Dataset ini terdiri dari sekitar 5000 ulasan yang diberikan oleh pengguna aplikasi. Setelah seluruh data terkumpul, kemudian data dibersihkan dan saya mengambil sekitar 2999 ulasan, selanjutnya diterjemahkan ke dalam bahasa Inggris secara manual dengan bantuan Google Translate untuk memastikan kesesuaian makna.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis persepsi pengguna terhadap aplikasi Grab dengan cara mengumpulkan ulasan langsung dari Google Play Store. Proses pengambilan data dilakukan secara otomatis menggunakan bot web scraping, yaitu program yang dirancang untuk mengekstraksi data dari halaman web secara sistematis. Bot ini mengambil elemen-elemen penting dari setiap ulasan, termasuk teks ulasan, rating bintang, dan tanggal ulasan.

Dengan menggunakan bot, proses pengumpulan data menjadi lebih cepat, efisien, dan terorganisir dibandingkan pengambilan secara manual. Pendekatan ini juga memungkinkan untuk mendapatkan kumpulan data yang lebih representatif dari berbagai waktu dan pengalaman pengguna, sehingga mencerminkan opini yang lebih menyeluruh terhadap layanan Grab.

Secara keseluruhan, sekitar 5000 ulasan berhasil dikumpulkan dari pengguna aplikasi Grab. Setelah proses pengumpulan selesai, dilakukan tahap pembersihan data (data cleaning) untuk menghilangkan duplikasi, teks kosong, simbol atau karakter yang tidak relevan, serta menyaring ulasan yang tidak mengandung informasi berarti. Dari hasil pembersihan ini, dipilih sebanyak 2999 ulasan yang valid untuk dianalisis lebih lanjut.

Untuk kebutuhan analisis berbasis Bahasa Inggris, seluruh ulasan kemudian diterjemahkan secara manual dengan bantuan Google Translate. Meskipun proses terjemahan dibantu oleh alat otomatis, setiap hasil terjemahan tetap diperiksa kembali guna memastikan kesesuaian konteks dan makna antara ulasan asli dalam Bahasa Indonesia dan versi terjemahannya dalam Bahasa Inggris.

1. Data Ulasan

Tabel 1 Dataset Ulasan

NO	ULASAN
1.	Adanya aplikasi ini sangat membantu karena ketika kita pergi atau kemana kita ingin pergi, tidak sulit untuk memesan grab dengan mudah. Jadi hati kami lebih tenang.. alhamdulillah
2.	Pemesanan GrabFood pernah dilakukan oleh restoran yang salah, namun sulit mendapatkan kompensasi
3.	Aplikasi Grab sudah cukup bagus, namun saya merasa terkadang update mengenai driver terlambat sehingga perlu sedikit perbaikan dalam hal komunikasi
4.	Layanan Grab sangat berguna ketika saya ingin berbelanja tanpa harus keluar rumah. GrabFood selalu menawarkan banyak pilihan makanan enak dan murah

5.	Layanan Grab semakin mahal dan tidak sepadan dengan kemudahan yang diberikan
6.	Grab oke untuk kebutuhan transportasi, namun ada beberapa fitur yang perlu ditingkatkan
7.	Terima kasih. Sangat membantu bagi saya yang baru pertama kali memesan Grab Bike
8.	Uninstall Grab karena Founder & Istri dukung Zionis Israel, masih ada aplikasi alternatif lain, jadi jangan khawatir uninstall Grab
9.	Secara keseluruhan, layanan Grab cukup baik, meski ada beberapa kali pengemudi atau aplikasi mengalami kendala
10.	Dengan pilihan pembayaran yang beragam, termasuk menggunakan dompet digital, sangat memudahkan saya dalam membayar tanpa harus membawa uang tunai

Setelah proses penerjemahan selesai, data kemudian disusun dan dimasukkan ke dalam tabel Excel agar lebih terstruktur dan siap untuk tahap analisis lebih lanjut. Langkah ini bertujuan untuk mempermudah pengolahan data dalam proses klasifikasi sentimen menggunakan metode VADER dan SVM.

Tabel 2 Dataset Ulasan bahasa inggris

NO	ULASAN
1.	Having this application is very helpful because when we go or where we want to go, it's not difficult to easily order a grab. So our hearts are calmer.. thank God
2.	GrabFood orders were once made by the wrong restaurant, but it was difficult to get compensation
3.	The Grab application is quite good, but I feel that sometimes updates about drivers are late, so it needs a little improvement in terms of communication
4.	The Grab service is very useful when I want to shop without having to leave the house. GrabFood always offers many delicious and cheap food choices
5.	Grab services are increasingly expensive and are not commensurate with the convenience they provide
6.	Grab is okay for transportation needs, but some features need to be improved
7.	Thank You. Very helpful for me, who ordered a Grab Bike for the first time
8.	Uninstall Grab because the Founder & his wife support the Zionist Israel, there are still other alternative applications, so don't worry, uninstall Grab
9.	Overall, Grab's service is quite good, although there were a few times where the driver or app experienced problems
10.	With various payment options, including using a digital wallet, it makes it very easy for me to pay without having to carry cash

B. Pelabelan Data

Sentimen dalam ulasan dikategorikan secara manual untuk mengidentifikasi pola dan karakteristik yang menunjukkan sentimen positif, negatif, atau netral. Data ulasan dikumpulkan dari platform Google Play Store pada aplikasi Grab dan disimpan dalam atribut ulasan, sementara hasil klasifikasi seperti positif, negatif, atau netral dicatat dalam atribut label. Berikut adalah tabel yang menunjukkan hasil pelabelan data.:

Tabel 3 Tahap Pelabelan Data

ULASAN	LABEL
Long trips close by, lots of discounts. Alhamdulillah, especially if it's just a month old but I want to use Grab, it turns out I got a discount, wow, I'm really happy	Positif
On several occasions, the driver did not follow the app's suggested route	Negatif
Grab's features are useful, but prices are sometimes difficult to predict depending on traffic conditions	Netral
really great, no need to worry if you want to eat, no need to buy it out, just open the grab application then choose the food we want and the delivery is also fast and on time	Positif
The app frequently crashes on my phone, which is frustrating	Negatif
It's good that the price is quite low but the application often doesn't respond	Netral

C. Preprocessing data

Proses preprocessing atau pra-pemrosesan teks bertujuan untuk membersihkan data ulasan sebelum dianalisis lebih lanjut. Langkah pertama yang dilakukan adalah *case folding*, yaitu mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil agar konsistensi data terjaga, misalnya kata “Alhamdulillah” dan “alhamdulillah” dianggap sama. Setelah itu, dilakukan tokenisasi, yaitu memecah kalimat menjadi bagian-bagian kata (token) agar lebih mudah diproses. Kemudian, dilakukan penghapusan tanda baca seperti titik, koma, tanda seru, dan simbol lain yang tidak memiliki makna penting dalam analisis sentimen. Selanjutnya, dilakukan proses *stopword removal*, yaitu menghapus kata-kata umum yang tidak membawa makna signifikan dalam analisis, seperti “the”, “is”, dan “and”, dengan menggunakan daftar stopwords dari NLTK. Selain itu, hanya kata-kata yang bersifat alfanumerik yang dipertahankan untuk menghindari karakter atau simbol asing. Setelah proses tersebut, dilakukan stemming menggunakan PorterStemmer, yaitu mengubah setiap kata ke bentuk dasarnya agar variasi kata yang memiliki arti serupa (misalnya “driving”, “driver”, dan “drive”) dianggap sama. Hasil akhir dari proses ini adalah teks yang lebih bersih, ringkas, dan siap digunakan sebagai input untuk analisis sentimen menggunakan metode seperti VADER dan SVM.

SEBELUM	SESUDAH
Long trips close by, lots of discounts. Alhamdulillah, especially if it's just a month old but I want to use Grab, it turns out I got a discount, wow, I'm really happy	Long trips close by, lots of discounts. Alhamdulillah, especially if it's just a month old but I want to use Grab, it turns out I got a discount, wow, I'm really happy
The app frequently crashes on my phone, which is frustrating	The app frequently crashes on my phone, which is frustrating

D. Penerapan Metode VADER Lexicon dan SVM

Pada penelitian ini, metode VADER (Valence Aware Dictionary and sentiment Reasoner) Lexicon dan *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk analisis sentimen. VADER digunakan untuk memberikan skor sentimen awal pada data teks, sementara SVM digunakan untuk klasifikasi sentimen berdasarkan fitur yang diekstraksi.

1. Penerapan VADER lexicon

Setelah teks ulasan diproses melalui tahap pra-pemrosesan (seperti case folding, tokenisasi, stopwords removal, dan stemming), langkah selanjutnya adalah menerapkan analisis sentimen menggunakan metode VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner). VADER bekerja dengan menghitung skor sentimen dari sebuah kalimat berdasarkan kamus lexicon yang telah ditentukan sebelumnya. Setiap teks yang telah diproses akan diberikan skor compound yang kemudian dikategorikan menjadi tiga kelas sentimen: positif jika nilai compound ≥ 0.05 , negatif jika ≤ -0.05 , dan netral jika berada di antara kedua nilai tersebut. Hasil klasifikasi dari VADER disimpan ke dalam kolom baru bernama VADER_PREDICTION.

2. Penerapan *Support Vector Machine* (SVM)

Pada tahap ini dilakukan pelatihan model machine learning menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Sebelum melatih model, data terlebih dahulu dibersihkan dari nilai kosong, dan teks ulasan diubah menjadi representasi numerik menggunakan teknik TF-IDF `tfidf = TfidfVectorizer(max_features=5000)`, yang menghasilkan vektor fitur sebanyak maksimal 5000 kata yang paling sering muncul. Data kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji, menggunakan fungsi `train_test_split`. Model SVM dengan kernel linear kemudian dilatih menggunakan data latih tersebut. Setelah pelatihan selesai, model digunakan untuk memprediksi sentimen pada data uji, dan hasil evaluasinya

ditampilkan menggunakan metrik classification report, yang mencakup nilai precision, recall, dan F1-score.

Kemudian, pembuatan objek model SVM Menggunakan kernel linear, yang berarti model akan mencoba mencari garis pemisah (*hyperplane*) yang paling optimal dalam bentuk linear untuk memisahkan data ke dalam kelas-kelas tertentu, seperti sentimen positif, negatif, atau netral. Kernel linear sangat cocok digunakan dalam klasifikasi teks karena data yang direpresentasikan dalam bentuk vektor (seperti TF-IDF) biasanya sudah cukup linier untuk dipisahkan tanpa perlu transformasi non-linear.

E. Pengujian dan Hasil Metode

. Pengujian bertujuan untuk mengevaluasi performa model dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna aplikasi Grab berdasarkan ulasan dari *Google Play Store*.

1. Pengujian Model

Setelah objek model SVM dibuat, langkah selanjutnya adalah melatih model tersebut menggunakan data pelatihan. Pada proses ini, model mempelajari pola dari data latih, yaitu X_{train} sebagai representasi fitur (hasil dari TF-IDF) dan y_{train} sebagai label asli dari data. Model akan mencari garis pemisah terbaik yang memaksimalkan margin antar kelas.

Setelah proses pelatihan selesai, model digunakan untuk memprediksi kelas atau sentimen pada data uji. Di sini, X_{test} adalah fitur dari data uji yang belum diketahui labelnya, dan hasil dari prediksi tersebut disimpan dalam variabel y_{pred} . Untuk mengetahui seberapa baik kinerja model, hasil prediksi ini dibandingkan dengan label asli pada data uji y_{test} .

Fungsi `classification_report` akan menghasilkan evaluasi model dalam bentuk metrik seperti precision, recall, dan F1-score untuk setiap kelas, serta akurasi keseluruhan model. Untuk memperoleh metrik evaluasi tersebut, digunakan beberapa rumus sebagai berikut:

1. *Precision* (Presisi)

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

Keterangan:

- TP (*True Positive*): jumlah data yang benar-benar positif dan diprediksi positif.
- FP (*False Positive*): jumlah data yang seharusnya negatif/netral tapi diprediksi positif.

Pada kelas Positif:

Jika dari 437 data positif, 430 diprediksi benar (TP) dan 7 salah (FP), maka:

$$\text{Precision} = \frac{430}{430 + 7} = 0.93$$

2. *Recall* (Sensitivitas)

Recall menunjukkan seberapa baik model menemukan semua contoh aktual dari suatu kelas.

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

Keterangan:

- FN (*False Negative*): data positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif/netral.

Pada kelas Positif:

Jika ada 437 data positif, dan 430 dikenali benar (TP), 7 salah klasifikasi (FN), maka:

$$\text{Recall} = \frac{430}{430 + 7} = 0.98$$

3. *F1-Score*

$$F1 = 2 \times \text{Precision} \times \text{Recall} / (\text{Precision} + \text{Recall})$$

Dengan *Precision* = 0.93 dan *Recall* = 0.98,

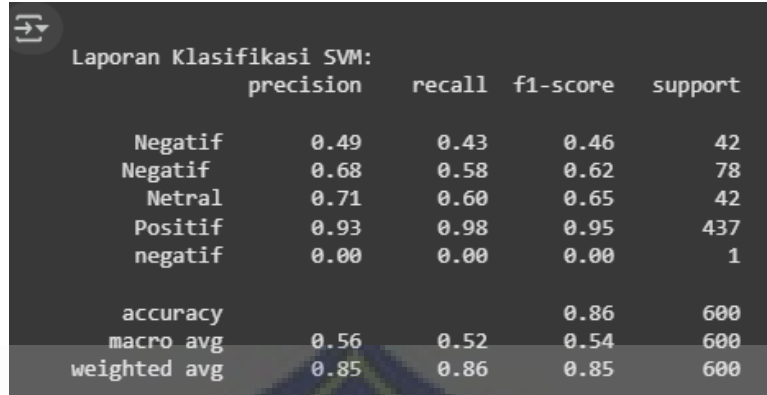
$$F1 = 2 \times 0.93 \times 0.98 / (0.93 + 0.98) = 0.95$$

4. Accuracy

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{\text{Total Data}}$$

- TN = True Negative, data bukan kelas tersebut yang diprediksi benar.
- Total data uji = 2999.
- Dari laporan, model benar pada 86% kasus, jadi:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Jumlah prediksi benar}}{\text{Total data}} = \frac{2599}{2999} = 0.86$$



Laporan Klasifikasi SVM:				
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.49	0.43	0.46	42
Negatif	0.68	0.58	0.62	78
Netral	0.71	0.60	0.65	42
Positif	0.93	0.98	0.95	437
negatif	0.00	0.00	0.00	1
accuracy			0.86	600
macro avg	0.56	0.52	0.54	600
weighted avg	0.85	0.86	0.85	600

Gambar 3 Laporan klasifikasi SVM

Gambar diatas merupakan laporan evaluasi SVM dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan. Evaluasi ini mencakup beberapa metrik utama seperti precision, recall, dan f1-score untuk masing-masing kelas sentimen, serta jumlah data (support) yang dimiliki oleh setiap kelas. Dari hasil tersebut, terlihat bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif, dengan nilai precision sebesar 0.93, recall 0.98, dan f1-score 0.95. Hal ini menunjukkan bahwa hampir semua data positif berhasil dikenali dengan tepat oleh model. Jumlah data (*support*) pada kelas ini juga sangat dominan, yaitu sebanyak 437 data, yang menjadikan kelas positif paling besar dibanding kelas lainnya.

Sementara itu, performa model dalam mengenali sentimen netral tergolong cukup baik, dengan precision sebesar 0.71, recall 0.60, dan f1-score 0.65 dari total 42 data. Namun, untuk kelas negatif, terlihat ada ketidakkonsistenan label, yakni munculnya dua baris berbeda dengan nama "Negatif" (dengan huruf besar) dan "negatif" (dengan huruf kecil). Kedua baris ini memiliki support masing- masing 42, 78, dan 1, yang seharusnya tergabung dalam satu kelas yang sama. Hal ini menyebabkan performa model pada kelas negatif tampak tidak stabil. Sebagai contoh, precision-nya berkisar antara 0.49 hingga 0.68 dan f1-score-nya antara 0.46 hingga 0.62. Bahkan, satu data dengan label "negatif" tidak berhasil diklasifikasikan sama sekali, sehingga precision, recall, dan f1-score-nya adalah 0.

Secara keseluruhan, akurasi model mencapai 0.86 atau 86%, yang berarti 86% data berhasil diklasifikasikan dengan benar. Namun, metrik macro average (yang menghitung rata-rata tanpa memperhatikan jumlah data per kelas) menunjukkan nilai precision 0.56, recall 0.52, dan f1-score 0.54, yang cukup rendah karena adanya ketidakseimbangan distribusi data antar kelas. Sebaliknya, weighted average, yang mempertimbangkan proporsi data per kelas, menunjukkan nilai precision, recall, dan f1-score yang tinggi, masing-masing sebesar 0.85, 0.86, dan 0.85. Hal ini menandakan bahwa performa tinggi pada kelas mayoritas (positif) sangat memengaruhi hasil keseluruhan

2. Hasil Prediksi

Jumlah total data diperoleh dengan menghitung seluruh baris dalam dataset, yaitu sebanyak 2998 data. Selanjutnya, dihitung jumlah data di mana label asli dan prediksi VADER memiliki nilai yang sama, yaitu sebanyak 2052 data. Untuk mengetahui persentase kecocokan, jumlah data yang sama tersebut dibandingkan dengan total data dengan cara membagi 2052 dengan 2998. Hasilnya menunjukkan bahwa 68.45% dari total data memiliki kesamaan antara label asli dan prediksi VADER.

Selanjutnya Jumlah total data yang memiliki kesamaan antara prediksi VADER dan prediksi SVM diperoleh dengan membandingkan kedua kolom PREDIKSI_VADER dan PREDIKSI_SVM. Setiap data yang memiliki nilai prediksi yang sama dihitung, dengan hasil sebanyak 2090 data. Untuk mendapatkan persentase kecocokan, jumlah data yang sama tersebut dibandingkan dengan jumlah total data, yaitu 2998 data, dengan cara membagi 2090 dengan 2998 Hasil perhitungan menunjukkan bahwa 69.71% dari total data memiliki kesamaan antara prediksi VADER dan prediksi SVM.

Dari hasil pengujian ini, dapat disimpulkan bahwa kombinasi *VADER Lexicon* dan SVM efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna Grab dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Namun, masih terdapat beberapa tantangan dalam menangani teks yang ambigu atau mengandung unsur sarkasme.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa kombinasi antara metode VADER Lexicon dan algoritma Support Vector Machine (SVM) terbukti efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Grab di Play Store. Dalam proses ini, VADER digunakan sebagai alat awal untuk memberikan skor sentimen secara leksikal, yang kemudian dijadikan fitur masukan bagi model SVM. Dengan demikian, SVM dapat dilatih menggunakan hasil dari VADER untuk meningkatkan akurasi dan performa klasifikasi.

Dari laporan klasifikasi yang ditampilkan pada gambar, model SVM menghasilkan akurasi sebesar 0.86 **atau** 86%, yang menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi sentimen sudah tepat. Kelas "Positif" memiliki performa tertinggi, dengan precision sebesar 0.93, recall 0.98, dan f1-score 0.95, yang menunjukkan bahwa model sangat andal dalam mengenali ulasan positif. Sementara itu, kelas lain seperti "Netral" dan "Negatif" juga menunjukkan performa yang cukup baik, meskipun nilainya lebih rendah.

Nilai macro average f1-score sebesar 0.54 menunjukkan bahwa secara rata-rata performa model untuk semua kelas belum seimbang, terutama karena adanya satu kelas (label "negatif" kecil) yang memiliki support hanya 1 dan skor 0 pada semua metrik, yang kemungkinan besar merupakan kesalahan label atau data outlier. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan kombinasi VADER dan SVM mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan akurasi tinggi, khususnya dalam membedakan sentimen positif, yang paling dominan dalam dataset.

B. Saran

Untuk penelitian selanjutnya disarankan memperluas studi kasus dengan menganalisis sentimen dari berbagai platform lainnya seperti Twitter atau forum diskusi untuk mendapatkan perspektif yang lebih luas. Penggunaan dataset yang lebih beragam, termasuk ulasan dalam berbagai bahasa, juga dapat meningkatkan akurasi hasil. Selain itu, metode analisis lain seperti Naïve Bayes, Random Forest, atau Deep Learning dapat diterapkan untuk membandingkan performa klasifikasi. Implementasi model dalam sistem nyata, seperti dashboard pemantauan sentimen real-time, dapat membantu Grab dalam meningkatkan kualitas layanan berdasarkan umpan balik pelanggan.



DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad Rifa'i, Ardhani, R., Pratama, D., & Fatihanursari. (2024). Analisis sentimen terhadap layanan aplikasi Grab Indonesia menggunakan metode Naïve Bayes. *SENTRI: Bangsa Melayani di Provinsi Maluku Utara*.
- Alhaq, Z., Mustopa, A., Mulyatun, S., & Santoso, J. D. (2021). Penerapan metode Support Vector Machine untuk analisis sentimen pengguna Twitter. *JOISM: Journal of Information System Management*, 3(1).
- Anam, M. K., Saifuddin, & Fitriah, S. N. (2020). Kontribusi pengemudi ojek online (Grab) dalam pelayanan masyarakat di Kabupaten Malang. *Profit: Jurnal Administrasi dan Sosial Ekonomi*, x(x). <https://ejournal.unuja.ac.id/index.php/profit> (Perlu info volume & nomor)
- Bhustomy, H. (2021). Analisa sentimen data text preprocessing pada data mining dengan menggunakan machine learning. *Journal of Business and Audit Information Systems*, 4(2), 16–22. <https://doi.org/10.xxxxx/xxxxx> (Perlu ditambahkan DOI jika tersedia)
- Chandradev, V., Suarjaya, I. M. A. D., & Bayupati, I. P. A. (2023). Analisis sentimen review hotel menggunakan metode deep learning BERT. *Jurnal Buana Informatika*, 14(2), 107–116. <https://doi.org/10.24002/jbi.v14i02.7244>
- Faruqi, M. A. (2021). *Pemrograman Python pada citra digital* (pp. 12–26). Unikom.
- 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. *Jurnal Informatika dan Sains Teknologi*, 1(3). <https://doi.org/10.62951/modem.v1i3.112>
- Jihad, M. A. A., Adiwijaya, & Astuti, W. (2021). Analisis sentimen terhadap ulasan film menggunakan Word2Vec dan SVM. *E-Proceeding of Engineering*, 8(4), 4136–4144.
- Manalu, D. A., & Gunadi, G. (2022). Implementasi metode data mining K-Means clustering terhadap data pembayaran transaksi menggunakan bahasa pemrograman Python pada CV Digital Dimensi. *Infotech: Journal of Technology Information*, 8(1), 43–54. <https://doi.org/10.37365/jti.v8i1.131>
- Manggopa, R., Rantung, V. P., Kembuan, O., & Tim Informatika Universitas Negeri Manado. (2024). Aplikasi analisis sentimen terhadap kebijakan MBKM menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) berbasis web. *Jurnal X, Volume x(x)*, 45–53. (Judul jurnal tidak lengkap, harap dilengkapi)
- Marsudi, & Fitriani, S. (2022). Kepuasan kerja driver Grab Kota Yogyakarta terhadap kualitas pelayanan PT Grab Indonesia. *Prosiding The 13th Industrial Research Workshop and National Seminar*, Bandung.
- Musfikar, R., Akbar, I., Dewi, S. V., & Aziz, A. S. (2023). E-module bahasa pemrograman Java berbasis Exe-Learning. *Jurnal PROCESSOR*, 18(1), 1–7. <https://doi.org/10.33998/processor.2023.18.1.704>
- Mustasaruddin, M., Budianita, E., Fikry, M., & Yanto, F. (2023). Klasifikasi sentiment review aplikasi MyPertamina menggunakan word embedding FastText dan SVM (Support Vector Machine). *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, 4(3), 526. <https://doi.org/10.30865/json.v4i3.5695>
- Nurcahyawati, V., & Mustaffa, Z. (2023). VADER Lexicon dan algoritma Support Vector Machine untuk mendeteksi orientasi sentimen pelanggan. *JISEBI*, 9(1), April. <http://e-journal.unair.ac.id/index.php/JISEBI>

- Nurdewi, N. (2022). Implementasi personal branding Smart ASN perwujudan. *(Perlu judul jurnal atau prosiding lengkap)*
- Pratama, N. K., & Anggraeny, F. T. (2023). Deteksi lampu lalu lintas dan zebra cross menggunakan MobileNetV2 Single Shot Detector. *Jurnal Informatika Kaputama (JIK)*, 7(2).
- Raihan, M. A., & Setiawan, E. B. (2022). Aspect based sentiment analysis with FastText feature expansion and Support Vector Machine method on Twitter. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 6(4), 591–598. <https://doi.org/10.29207/resti.v6i4.4187>
- Silitonga, Y. R. (2019). Sistem pendeteksi berita hoax di media sosial dengan teknik data mining Scikit-Learn. *(Judul jurnal atau prosiding tidak lengkap)*
- Wahyudi, R., & Kusumawardhana, G. (2021). Analisis sentimen pada review aplikasi Grab di Google Play Store menggunakan Support Vector Machine. *Jurnal Informatika*, 8(2).



LAMPIRAN

1.Source Code

```
# Import library yang diperlukan
import pandas as pd
import numpy as np
import nltk
from nltk.corpus import stopwords
from nltk.stem import PorterStemmer
from nltk.tokenize import word_tokenize
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.metrics import classification_report
```

```
[nltk_data] Downloading package vader_lexicon to /root/nltk_data...
[nltk_data] Downloading package stopwords to /root/nltk_data...
[nltk_data] Unzipping corpora/stopwords.zip.
[nltk_data] Downloading package punkt to /root/nltk_data...
[nltk_data] Unzipping tokenizers/punkt.zip.
[nltk_data] Downloading package punkt_tab to /root/nltk_data...
[nltk_data] Unzipping tokenizers/punkt_tab.zip.
True
```

```
# 1. Membaca dataset
df = pd.read_excel('dataulasan.xlsx')
```

```
import string

# 2. Preprocessing dengan stop word, stemming, dan menghapus tanda baca
stop_words = set(stopwords.words('english'))
stemmer = PorterStemmer()

def preprocess_text(text):
    # Case folding
    text = text.lower()

    # Tokenisasi
    tokens = word_tokenize(text)

    # Menghapus tanda baca dari teks
```

```

tokens = [word for word in tokens if word not in string.punctuation]

# Stop word removal dan filtering karakter spesial
filtered_tokens = [
    word for word in tokens
    if word not in stop_words and word.isalnum()
]

# Stemming
stemmed_tokens = [stemmer.stem(word) for word in filtered_tokens]

return ' '.join(stemmed_tokens)

df['ULASAN'] = df['ULASAN'].apply(preprocess_text)

```

```

# 3. Analisis Sentimen dengan Vader Lexicon
def vader_analysis(text):
    analyzer = SentimentIntensityAnalyzer()
    scores = analyzer.polarity_scores(text)

    if scores['compound'] >= 0.05:
        return 'Positif'
    elif scores['compound'] <= -0.05:
        return 'Negatif'
    else:
        return 'Netral'

df['VADER_PREDICTION'] = df['ULASAN'].apply(vader_analysis)

```

```

# 1. Menghapus baris dengan nilai NaN pada kolom yang relevan
df.dropna(subset=['ULASAN', 'LABEL'], inplace=True)

```

```

# 4. Analisis dengan SVM
# Vectorisasi teks
tfidf = TfidfVectorizer(max_features=5000)
X = tfidf.fit_transform(df['ULASAN'])
y = df['LABEL']

# Split data

```

```

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
random_state=42)

# Train SVM
svm = SVC(kernel='linear')
svm.fit(X_train, y_train)

# Prediksi dan evaluasi
y_pred = svm.predict(X_test)
print("\nLaporan Klasifikasi SVM:")
print(classification_report(y_test, y_pred))

```

Laporan Klasifikasi SVM:

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.50	0.36	0.42	53
Negatif	0.59	0.61	0.60	66
Netral	0.74	0.51	0.61	39
Positif	0.92	0.97	0.94	441
p	0.00	0.00	0.00	1
accuracy			0.85	600
macro avg	0.55	0.49	0.51	600
weighted avg	0.83	0.85	0.84	600

```

/usr/local/lib/python3.12/dist-
packages/sklearn/metrics/_classification.py:1565: UndefinedMetricWarning:
Precision is ill-defined and being set to 0.0 in labels with no predicted
samples. Use `zero_division` parameter to control this behavior.
    _warn_prf(average, modifier, f"{metric.capitalize()} is", len(result))
/usr/local/lib/python3.12/dist-
packages/sklearn/metrics/_classification.py:1565: UndefinedMetricWarning:
Precision is ill-defined and being set to 0.0 in labels with no predicted
samples. Use `zero_division` parameter to control this behavior.
    _warn_prf(average, modifier, f"{metric.capitalize()} is", len(result))
/usr/local/lib/python3.12/dist-
packages/sklearn/metrics/_classification.py:1565: UndefinedMetricWarning:
Precision is ill-defined and being set to 0.0 in labels with no predicted
samples. Use `zero_division` parameter to control this behavior.
    _warn_prf(average, modifier, f"{metric.capitalize()} is", len(result))

```


2.Dataset

	A	B	C	D
	ULASAN	LABEL		
1	Grab is very helpful in traveling	Positif		
2	Grab makes me more flexible in traveling without having to arrange public transportation schedules	Positif		
3	I once ordered GrabCar, but the driver came with a vehicle that was not suitable	Negatif		
4	It's really good if we don't want to leave the house, just use Grab Food	Positif		
5	Grab is good but unfortunately it's expensive	Netral		
6	There are some drivers who are less friendly and reluctant to follow directions	Negatif		
7	thank you Grab	Positif		
8	It's really good if we don't want to leave the house, just use Grab Food	Positif		
9	good, very helpful	Positif		
10	Disappointingly, Grab is often expensive	Negatif		
11	on time, the driver is friendly	Positif		
12	Thank you for making it easier for me when traveling	Positif		
13	it's very easy (👍)	Positif		
14	Disappointingly, vouchers often disappear and orders never arrive	Negatif		
15	Cool Grab is getting more professional...	Positif		
16	good but expensive	Netral		
17	makes it easy, especially if you're sick, it's hard for you to just grab it, lots of promos too	Positif		
18	the driver is friendly and nice	Positif		
19	the driver is good enough to cooperate in the waiting	Positif		
20	Good, easy & simple to use	Positif		
21				
22				
23				
24				
25				
26				
27				
28				
29				
30				
31				
32				
33				
34				
35				
36				
37				
38				
39				
40				
41				
42				
43				
44				
45				
46				
47				
48				
49				
50	What application is this. My account was suddenly blocked. It hinders my work. I couldn't order a car or food. Blocked suddenly it's not clear	Negatif		
51	Meanwhile the service is good	Positif		
52	Sometimes the application errors, it's difficult to order	Negatif		
53	the apk is good and accurate	Positif		
54	nicessss	Positif		
55	thanks grab	Positif		
56	I will delete this application...it's too expensive for me...I used to pay 12000 now 17000 is really far away	Negatif		
57	So far it's comfortable and safe if you use Grab, good job 🍀	Positif		
58	Pretty good	Netral		
59	Very bad	Negatif		
60	very helpful	Positif		
61	The more updates the Grab App gets, the worse it gets	Negatif		
62	The application is quite good, but sometimes there are technical problems	Netral		
63	the response is fast and steady	Positif		
64	Bad application, 4x food orders were canceled and funds were lost	Negatif		
65	good service	Positif		
66	The application is good but sometimes when I want to search for a place copied from Google map it doesn't work, sometimes it's a bit of a shame	Netral		
67	The prices offered are very competitive, right in your pocket	Positif		
68	Waiting times can be long, especially during peak hours	Negatif		
69	So far, Grab is still satisfactory, but the driver is the same motorbike ordered in the application is not suitable, it's still better if the motorbike is good, it's not suitable, it's bad, the appearance is not good	Netral		
70	Good	Positif		
71				
72				
73				
74				
75				
76				
77				
78				
79				
80	On several occasions, the driver did not follow the app's suggested route	Negatif		
81	Grab's service is quite stable, but several times I experienced annoying technical problems	Netral		
82	The Grab application provides a fun, hassle-free and quick to understand experience	Positif		
83	great at everything	Positif		
84	The location is not suitable, it's really far from home, I'm disappointed	Negatif		
85	Sometimes it can't be accessed	Negatif		
86	good job... thx...	Positif		
87	The quality of Grab's customer service can still be improved, it often takes a long time to get an answer	Negatif		
88	Rotten application, debit card payment funds when canceling orders are held for quite a long time, what kind of service is this. For example, what if a customer needs funds? If I want to	Negatif		
89	The worst motorcycle taxi application. The maps are not clear, they haven't been updated for years. So the problem continues to be with the driver, saying that our point is wrong, even	Negatif		
90	Fraudster, my balance has been canceled and it hasn't been returned	Negatif		
91	Grab's features are useful, but prices are sometimes difficult to predict depending on traffic conditions	Netral		
92	Trusted safe and comfortable online transportation subscription, Thank you	Positif		
93	good application	Positif		
94	the costs are getting more expensive	Negatif		
95	This application is really great 🍀	Positif		
96	From transportation to food delivery, Grab provides a complete service that makes things easy	Positif		
97	That's great, hopefully there will be lots of promotions	Positif		
98	great, very helpful	Positif		
99	I am very disappointed with the Grab Car driver service because every time I choose the economical Grab option, no one wants to take it because the point is too far and there is a traffic jam	Negatif		
100	really cool, lots of promotions...	Positif		

1200	Attractive promotions, but the numbers are increasingly rare	Netral			
1201	The GrabRewards loyalty program is very profitable, lots of attractive discounts	Positif			
1202	Some GrabFood drivers don't seem to understand the delivery area	Negatif			
1203	Happy to be part of Grab, cheap, safe and comfortable	Positif			
1204	Very satisfied using Grab	Positif			
1205	very friendly and steady, safe and secure trip	Positif			
1206	thank God it went smoothly	Positif			
1207	Grab is comfortable and safe	Positif			
1208	Actually, this application is good for ordering food, but when using the GrabCar application, I was disappointed because if I ordered GrabCar twice, I was charged another fee of 10k	Netral			
1209	the best thing is to grab it	Positif			
1210	comfortable	Positif			
1211	GrabFood is quite fast, although there are occasional errors in orders	Positif			
1212	It's really bad, wait a minute, I'll update again	Negatif			
1213	It makes it easier for us to travel anywhere and the costs are cheap	Positif			
1214	Very helpful in daily operations	Positif			
1215	excellent service... thank you grab... 🇮🇩 🇮🇩 🇮🇩 🇮🇩	Positif			
1216	Security at Grab is very good, I feel comfortable when traveling	Positif			
1217	very satisfied with the service	Positif			
1218	Time estimates given by applications are often unrealistic	Negatif			
1219	Postage is rarely available and often not available, which is disappointing	Negatif			
1220	really cheap, lots of promotions	Negatif			
2001	Grab is the solution when the vehicle is damaged	Positif			
2002	It's hard to get a grab car... The grab car driver is not clear	Negatif			
2003	Fast and friendly service, drivers are always on time	Positif			
2004	driver on time thank you grab it	Positif			
2005	Grab is always my mainstay when I'm in a hurry, it's fast, practical and comfortable	Positif			
2006	I like the wrong pick-up point even though I often use this application. Please fix it again, don't bother both parties, both the ordering and the person being ordered.	Netral			
2007	Maaantaabbb and OK	Positif			
2008	The app is often slow, especially when I'm in a hurry to order	Negatif			
2009	Grab is quite helpful, but I think there are still many things that could be improved	Netral			
2010	I love how the drivers are always friendly and make sure the trip is enjoyable	Positif			
2011	GrabCar prices are getting more expensive day by day, so they are no longer affordable	Negatif			
2012	fast, safe, comfortable, thank you grab	Positif			
2013	Thank you Grab - Taxi & Food for your participation in providing many conveniences to the community in the field of transportation and services for food orders and so on.	Positif			
2014	Trips with Grab are usually smooth, although there are occasional technical problems	Netral			
2015	very recommended	Positif			
2016	The service is really bad, and can't solve customer problems	Negatif			
2017	Thank you for always having time to help	Positif			
2018	Thank you, I hope you always have trust.	Positif			
2019	The postage is very expensive even though the distance is not even 1km	Negatif			
2020	The application is good, makes it easier for DRIVER, it is GOOD and very useful, continued success for GRAB	Positif			
2021	friendly driver	Positif			
2500	Grabfood orders are now taking longer	Negatif			
2501	Expensive postage, distance is not appropriate	Negatif			
2502	Grab is quite helpful, but sometimes feels slow during rush hour	Netral			
2503	I like the favorite driver feature, it makes the trip more comfortable	Positif			
2504	The application is cool	Positif			
2505	the delivery is quite good, quite ok baaaaangeet	Positif			
2506	lots of promos, this application is really really helpful	Positif			
2507	Thank you for delivering to your destination safely, grab	Positif			
2508	Grabcar is really helpful. and lots of promos	Positif			
2509	Very Good Application-based transportation service that makes daily travel easier. Hopefully in the future it will be better & the bug problem can be fixed. Thank you	Positif			
2510	Good service but not pocket friendly like similar applications	Netral			
2511	very good	Positif			
2512	Great, grab it on time 🇮🇩	Positif			
2513	The most complicated application	Negatif			
2514	The service is very satisfying and does not disappoint	Positif			
2515	thank you grab.. my trip was satisfying in Bali.	Positif			
2516	very helpful in traveling when we are busy	Positif			
2517	very helpful	Positif			
2518	amazing 🇮🇩	Positif			
2519	I was disappointed when the food arrived cold	Negatif			
2520	always lots of great discounts, grab it	Positif			
2980	The promotions offered are attractive, although they cannot always be used directly	Netral			
2981	Very helpful application, good luck with GRAB	Positif			
2982	I am satisfied with the accuracy of the pick-up location, very practical	Positif			
2983	The Grab application often sends promo notifications that are actually irrelevant	Negatif			
2984	GrabCar is comfortable, but sometimes the condition of the driver's car is not clean	Netral			
2985	Grab makes it easier to explore new cities without having to worry about getting lost	Positif			
2986	grab it ok, more promotions, thank you	Positif			
2987	Now it's easy to go anywhere without worrying because there are practical drivers, just order online	Positif			
2988	Customer service took a long time to respond to my complaint	Negatif			
2989	Thank you for making our journey home easier	Positif			
2990	I like Grab because it's practical, but drivers often have difficulty finding my location	Netral			
2991	Grab service is good, suitable for traveling when public transportation is full	Positif			
2992	Grab is one of the easiest applications and really helps with daily activities, I hope you always run smoothly and stay healthy, the best grab is the best and recommended 🇮🇩 🇮🇩 🇮🇩 🇮🇩	Positif			
2993	I like the GrabRewards service, the points can be exchanged for attractive promotions	Positif			
2994	satisfactory service, fast response, accurate location, basically... great	Positif			
2995	Once I was charged an additional fee that didn't match the estimate in the application, it made me emotional	Negatif			
2996	My order via GrabExpress arrived late, making it a hassle	Negatif			
2997	Thank you Grab because Grab allows me to go home from school	Positif			
2998	I like to grab very affordable travel costs	Positif			
2999	GrabFood orders were once made by the wrong restaurant, but it was difficult to get compensation	Negatif			
3000	Grab makes it easy for me to explore new places without having to worry about getting lost	Positif			

3.Hasil Prediksi

	A	B	C	D	E
1	TEKS_ASU	TEKS_DIPROSES	LABEL_ASU	PREDIKSI_VADER	PREDIKSI_SVM
2	grab help travel	grab help travel	Positif	Positif	Positif
3	grab make flexibl travel without arrang public transport schedul	grab make flexibl travel without arrang public transport schedul	Positif	Netral	Positif
4	order grabcar driver came vehicl suitabl	order grabcar driver came vehicl suitabl	Negatif	Netral	Positif
5	realli good want leav hous use grab food	realli good want leav hou use grab food	Positif	Positif	Positif
6	grab good unfortun expens	grab good unfortun expen	Netral	Positif	Positif
7	driver less friendli reluct follow direct	driver less friendli reluct follow direct	Negatif	Netral	Negatif
8	thank grab	thank grab	Positif	Positif	Positif
9	realli good want leav hous use grab food	realli good want leav hou use grab food	Positif	Positif	Positif
10	good help	good help	Positif	Positif	Positif
11	disappointingli grab often expens	disappointingli grab often expen	Negatif	Netral	Negatif
12	time driver friendli	time driver friendli	Positif	Netral	Positif
13	thank make easier travel	thank make easier travel	Positif	Positif	Positif
14			Positif	Netral	Positif
15	disappointingli voucher often disappear order never arriv	disappointingli voucher often disappear order never arriv	Negatif	Negatif	Negatif
16	cool grab get	cool grab get	Positif	Positif	Positif
17	good expens	good expen	Netral	Positif	Positif
18	make easi espec sick hard grab lot promo	make easi espec sick hard grab lot promo	Positif	Negatif	Positif
19	driver friendli nice	driver friendli nice	Positif	Positif	Positif
20	driver good enough cooper wait	driver good enough cooper wait	Positif	Positif	Positif
21	good easi simpl use	good easi simpl use	Positif	Positif	Positif
22	help	help	Positif	Positif	Positif
500	applic account suddenli block hinder work could order car food block suddenli	applic account suddenli block hinder work could order car food block suddenli	Negatif	Negatif	Negatif
501	meanwhil servic good	meanwhil servic good	Positif	Positif	Positif
502	sometim applic error difficult order	sometim applic error difficult order	Negatif	Negatif	Negatif
503	apk good accur	apk good accur	Positif	Positif	Positif
504	nicessss	nicessss	Positif	Netral	Positif
505	thank grab	thank grab	Positif	Positif	Positif
506	delet applic expens use pay 12000 17000 realli far away	delet applic expen use pay 12000 17000 realli far away	Negatif	Negatif	Negatif
507	far comfort safe use grab good job	far comfort safe use grab good job	Positif	Positif	Positif
508	pretti good	pretti good	Netral	Positif	Netral
509	bad	bad	Negatif	Negatif	Negatif
510	help	help	Positif	Positif	Positif
511	updat grab app get wors get	updat grab app get wor get	Negatif	Netral	Negatif
512	applic quit good sometim technic problem	applic quit good sometim technic problem	Netral	Positif	Netral
513	respons fast steadi	respon fast steadi	Positif	Netral	Positif
514	bad applic 4x food order cancel fund lost	bad applic 4x food order cancel fund lost	Negatif	Negatif	Negatif
515	good servic	good servic	Positif	Positif	Positif
516	applic good sometim want search place copi googl map work sometim bi	applic good sometim want search place copi googl map work sometim bit shan	Netral	Netral	Netral
517	price offer competit right pocket	price offer competit right pocket	Positif	Netral	Positif
518	wait time long espec peak hour	wait time long espec peak hour	Negatif	Netral	Negatif
519	far grab still satisfactori driver motorbik order applic suitabl still better n	far grab still satisfactori driver motorbik order applic suitabl still better motorb	Netral	Positif	Negatif
520	good	good	Positif	Positif	Positif
521	practic transport servic price increas drastic	practic transport servic price increa drastic	Netral	Netral	Positif
800	sever occas driver follow app suggest rout	sever occa driver follow app suggest rout	Negatif	Netral	Negatif
801	grab servic quit stabl sever time experienc annoy technic problem	grab servic quit stabl sever time experienc annoy technic problem	Netral	Negatif	Netral
802	grab applic provid fun quick understand experi	grab applic provid fun quick understand experi	Positif	Positif	Positif
803	great everyth	great everyth	Positif	Positif	Positif
804	locat suitabl realli far home disappoint	locat suitabl realli far home disappoint	Negatif	Negatif	Negatif
805	sometim ca access	sometim ca access	Negatif	Netral	Negatif
806	good job thx	good job thx	Positif	Positif	Positif
807	qualiti grab custom servic still improv often take long time get answer	qualiti grab custom servic still improv often take long time get answer	Negatif	Netral	Negatif
808	rotten applic debit card payment fund cancel order held quit long time k	rotten applic debit card payment fund cancel order held quit long time kind se	Negatif	Negatif	Negatif
809	worst motorcycl taxi applic map clear updat year problem continu driver say pc	worst motorcycl taxi applic map clear updat year problem continu driver say pc	Negatif	Negatif	Negatif
810	fraudster balanc cancel return	fraudster balanc cancel return	Negatif	Negatif	Negatif
811	grab featur use price sometim difficult predict depend traffic condit	grab featur use price sometim difficult predict depend traffic condit	Netral	Negatif	Netral
812	trust safe comfort onlin transport subscript thank	trust safe comfort onlin transport subscript thank	Positif	Positif	Positif
813	good applic	good applic	Positif	Positif	Positif
814	cost get expens	cost get expen	Negatif	Netral	Negatif
815	applic realli great	applic realli great	Positif	Positif	Positif
816	transport food deliveri grab provid complet servic make thing easi	transport food deliveri grab provid complet servic make thing easi	Positif	Netral	Positif
817	great hope lot promot	great hope lot promot	Positif	Positif	Positif
818	great help	great help	Positif	Positif	Positif
819	disappoint grab car driver servic everi time choos econom grab option or	disappoint grab car driver servic everi time choo econom grab option one want	Negatif	Negatif	Negatif
820	realli cool lot promot	realli cool lot promot	Positif	Positif	Positif
821	make transport easier	make transport easier	Positif	Positif	Positif

1000	help applic	help applic	Positif	Positif	Positif
1001	applic bad way enter realli complic	applic bad way enter realli complic	Negatif	Negatif	Negatif
1002	satisfi	satisfi	Positif	Netral	Positif
1003	app help	app help	Positif	Positif	Positif
1004	cool	cool	Positif	Positif	Positif
1005	great applic	great applic	Positif	Positif	Positif
1006	easi cheap realli best	easi cheap realli best	Positif	Positif	Positif
1007	good arriv quickli	good arriv quickli	Positif	Positif	Positif
1008	help	help	Positif	Positif	Positif
1009	peopl kind friendli	peopl kind friendli	Positif	Positif	Positif
1010	applic realli good also choos menu order food	applic realli good also choos menu order food	Positif	Positif	Positif
1011	pretti good	pretti good	Positif	Positif	Netral
1012	time	time	Positif	Netral	Positif
1013	good highli recommend applic	good highli recommend applic	Positif	Positif	Positif
1014	help	help	Positif	Positif	Positif
1015	satisfi	satisfi	Positif	Netral	Positif
1016	help	help	Positif	Positif	Positif
1017	use like know address	use like know address	Positif	Positif	Positif
1018	simpl cheap fast	simpl cheap fast	Positif	Netral	Positif
1019	good	good	Positif	Positif	Positif
1020	applic help activ incident often need transport	applic help activ incid often need transport	Positif	Positif	Positif
1021	satisfi servic thank	satisfi servic thank	Positif	Positif	Positif
1500	use	use	Positif	Netral	Positif
1501	satisfi	satisfi	Positif	Netral	Positif
1502	help	help	Positif	Positif	Positif
1503	quit help	quit help	Positif	Positif	Positif
1504	grab realli help make thing easier want snack night	grab realli help make thing easier want snack night	Positif	Positif	Positif
1505	bad servic	bad servic	Positif	Negatif	Negatif
1506	thank	thank	Positif	Positif	Positif
1507	fast trustworthi servic	fast trustworthi servic	Positif	Netral	Positif
1508	good	good	Positif	Positif	Positif
1509	want go faster	want go faster	Positif	Positif	Positif
1510	applic clear even though never log grab applic tpi ca log use number say	applic clear even though never log grab applic tpi ca log use number say sorri a	Negatif	Positif	Negatif
1511	ok grab servic urgent time realli help good	ok grab servic urgent time realli help good	Positif	Positif	Positif
1512	thank help	thank help	Positif	Positif	Positif
1513	help	help	Positif	Positif	Positif
1514	far still believ use grab faster servic good	far still believ use grab faster servic good	Positif	Positif	Positif
1515	satisfi gojek applic	satisfi gojek applic	Positif	Netral	Positif
1516	fast accord expect joss	fast accord expect joss	Positif	Netral	Positif
1517	help	help	Positif	Positif	Positif
1518	grab easi comfort easi	grab easi comfort easi	Positif	Positif	Positif
1519	everi time go anywher definit use grab cheap lot discount	everi time go anywh definit use grab cheap lot discount	Positif	Netral	Positif
1520	good servic	good servic	Positif	Positif	Positif
1521	use grab faster effect	use grab faster effect	Positif	Netral	Positif
2000	grab solut vehicl damag	grab solut vehicl damag	Positif	Netral	Positif
2001	hard get grab car grab car driver clear	hard get grab car grab car driver clear	Negatif	Positif	Negatif
2002	fast friendli servic driver alway time	fast friendli servic driver alway time	Positif	Netral	Positif
2003	driver time thank grab	driver time thank grab	Positif	Positif	Positif
2004	grab alway mainstay hurri fast practic comfort	grab alway mainstay hurri fast practic comfort	Positif	Positif	Positif
2005	like wrong point even though often use applic pleas fix bother parti orde	like wrong point even though often use applic plea fix bother parti order persc	Netral	Negatif	Negatif
2006	maaantaabbb ok	maaantaabbb ok	Positif	Positif	Positif
2007	app often slow espec hurri order	app often slow espec hurri order	Negatif	Netral	Negatif
2008	grab quit help think still mani thing could improv	grab quit help think still mani thing could improv	Netral	Positif	Netral
2009	love driver alway friendli make sure trip enjoy	love driver alway friendli make sure trip enjoy	Positif	Positif	Positif
2010	grabcar price get expens day day longer afford	grabcar price get expen day day longer afford	Negatif	Netral	Negatif
2011	fast safe comfort thank grab	fast safe comfort thank grab	Positif	Positif	Positif
2012	thank grab taxi food particip provid mani conveni commun field transport	thank grab taxi food particip provid mani conveni commun field transport serv	Positif	Positif	Positif
2013	trip grab usual smooth although occasion technic problem	trip grab usual smooth although occas technic problem	Netral	Negatif	Netral
2014	recommend	recommend	Positif	Positif	Positif
2015	servic realli bad ca solv custom problem	servic realli bad ca solv custom problem	Negatif	Negatif	Negatif
2016	thank alway time help	thank alway time help	Positif	Positif	Positif
2017	thank hope alway trust	thank hope alway trust	Positif	Positif	Positif
2018	postag expens even though distanc even 1km	postag expen even though distanc even 1km	Negatif	Netral	Negatif
2019	applic good make easier driver good use continu success grab	applic good make easier driver good use continu success grab	Positif	Positif	Positif
2020	friendli driver	friendli driver	Positif	Netral	Positif
2021	best thing	best thing	Positif	Positif	Positif
2978	order deliv wrong address hassl	order deliv wrong address hassl	Negatif	Negatif	Negatif
2979	promot offer attract although alway use directli	promot offer attract although alway use directli	Netral	Positif	Netral
2980	help applic good luck grab	help applic good luck grab	Positif	Positif	Positif
2981	satisfi accuraci locat practic	satisfi accuraci locat practic	Positif	Netral	Positif
2982	grab applic often send promo notif actual irrelev	grab applic often send promo notif actual irrelev	Negatif	Netral	Positif
2983	grabcar comfort sometim condit driver car clean	grabcar comfort sometim condit driver car clean	Netral	Positif	Netral
2984	grab make easier explor new citi without worri get lost	grab make easier explor new citi without worri get lost	Positif	Positif	Positif
2985	grab ok promot thank	grab ok promot thank	Positif	Positif	Positif
2986	easi go anywhr without worri practic driver order onlin	easi go anywh without worri practic driver order onlin	Positif	Netral	Positif
2987	custom servic took long time respond complaint	custom servic took long time respond complaint	Negatif	Negatif	Negatif
2988	thank make journey home easier	thank make journey home easier	Positif	Positif	Positif
2989	like grab practic driver often difficulti find locat	like grab practic driver often difficulti find locat	Netral	Positif	Netral
2990	grab servic good suitabl travel public transport full	grab servic good suitabl travel public transport full	Positif	Positif	Positif
2991	grab one easiest applic realli help daili activ hope alway run smoothli stay heal	grab one easiest applic realli help daili activ hope alway run smoothli stay heal	Positif	Positif	Positif
2992	like grabeward servic point exchang attract promot	like grabeward servic point exchang attract promot	Positif	Positif	Positif
2993	satisfactori servic fast respons accur locat basic great	satisfactori servic fast respon accur locat basic great	Positif	Positif	Positif
2994	charg addit fee match estim applic made emot	charg addit fee match estim applic made emot	Negatif	Netral	Negatif
2995	order via grabexpress arriv late make hassl	order via grabexpress arriv late make hassl	Negatif	Netral	Negatif
2996	thank grab grab allow go home school	thank grab grab allow go home school	Positif	Positif	Positif
2997	like grab afford travel cost	like grab afford travel cost	Positif	Positif	Positif
2998	grabfood order made wrong restaur difficult get compens	grabfood order made wrong restaur difficult get compen	Negatif	Negatif	Negatif
2999	grab make easi explor new place without worri get lost	grab make easi explor new place without worri get lost	Positif	Positif	Positif

Hasil Turnitin



MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
UPT PERPUSTAKAAN DAN PENERBITAN

Alamat kantor : Jl. Sultan Alauddin NO 259 Makassar 90121 Tlp. (0411) 866/972, 881593, Fax (0411) 865588

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

SURAT KETERANGAN BEBAS PLAGIAT

UPT Perpustakaan dan Penerbitan Universitas Muhammadiyah Makassar,
Menerangkan bahwa mahasiswa yang tersebut namanya di bawah ini:

Nama : Agustiawal
Nim : 105841108920
Program Studi : Teknik Informatika

Dengan nilai:

No	Bab	Nilai	Ambang Batas
1	Bab 1	9%	10 %
2	Bab 2	21%	25 %
3	Bab 3	9%	10 %
4	Bab 4	4%	10 %
5	Bab 5	4%	5 %

Dinyatakan telah lulus cek plagiat yang diadakan oleh UPT- Perpustakaan dan Penerbitan Universitas Muhammadiyah Makassar Menggunakan Aplikasi Turnitin.

Demikian surat keterangan ini diberikan kepada yang bersangkutan untuk dipergunakan seperlunya.

Makassar, 26 Februari 2024
Mengetahui,
Kepala UPT- Perpustakaan dan Penerbitan,



Nurhidayah, M.P.
NBM. 964.591

Il. Sultan Alauddin no 259 Makassar 90121

BAB I AGUSTIAWAL

105841108920

by Tahap Tutup

Submission date: 26 Feb 2025 03:20PM (UTC+0700)

Submission ID: 2599176109

File name: BAB I_51.docx (18.33K)

Word count: 583

Character count: 3838

AB I AGUSTIAWAL 105841108920

9%

SIMILARITY INDEX



9%

INTERNET SOURCES

0%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

johannessimatupang.wordpress.com

Internet Source

3%

2

etheses.iainponorogo.ac.id

Internet Source

2%

3

repository.upi.edu

Internet Source

2%

4

www.coursehero.com

Internet Source

2%

Exclude matches

Exclude bibliography

Exclude matches

BAB II AGUSTIAWAL

105841108920

by Tahap Tutup

Submission date: 26-Feb-2025 03:21PM (UTC+0700)

Submission ID: 2599176465

File name: BAB_II_S3.docx (36.55K)

Word count: 1397

Character count: 9249

AB II AGUSTIAWAL 105841108920

21%

SIMILARITY INDEX

LULUS

15%

INTERNET SOURCES

10%

PUBLICATIONS

13%

STUDENT PAPERS

PLAGIARISM SOURCE

1

Submitted to Universitas Muhammadiyah
Makassar

Student Paper

6%

2

ejournal.bsi.ac.id

Internet Source

6%

3

Submitted to UIN Sunan Ampel Surabaya

Student Paper

3%

4

repository.unimus.ac.id

Internet Source

2%

5

eprints.walisongo.ac.id

Internet Source

2%

6

Agung Purwanto Soedarbe, Muhammad Rifqi
Ma'arif, Aris Wahyu Murdiyanto, M. Abu Amar
Al Badawi. "Analisis Sentimen Pergerakan
Harga Saham Sebuah Perusahaan di Media
Sosial Twitter", Teknomatika: Jurnal
Informatika dan Komputer, 2021

Publication

2%

BAB III AGUSTIAWAL

105841108920

by Tahap Tutup

Submission date: 26-FEB-2025 03:22 PM (UTC+0700)

Submission ID: 2579176687

File name: BAB III S1.docx (33.41K)

Word count: 306

Character count: 5249

AB III AGUSTIAWAL 105841108920

UNIVERSITY REPORT

9%

SIMILARITY INDEX



5%

INTERNET SOURCES

4%

PUBLICATIONS

7%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

Sirajuddin M. "KECENDERUNGAN
PENDEKATAN PEMBELAJARAN FIKIH DI STAIN
BENGKULU", INFERENSI, 2012
Publication

2%

2

elibrary.unikom.ac.id
Internet Source

2%

3

Submitted to Konsorsium PTS Batch 5
Student Paper

2%

4

Submitted to Universitas Pendidikan
Indonesia
Student Paper

2%

5

Submitted to Universitas Negeri Semarang -
iTh
Student Paper

2%

Exclude quotes

Exclude bibliography

Exclude matches

BAB IV AGUSTIAWAL

105841108920

by Tahap Tutup

Submission date: 26 Feb 2015 03:13PM (UTC+0700)

Submission ID: 2599176928

File name: BAB_IV_52.docx (209.17K)

Word count: 1308

Character count: 7631



ORIGINALITY REPORT

4%

SIMILARITY INDEX



0%

INTERNET SOURCES

4%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

Dwi Rahma Firmansyah, Endang Lestariningsih, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Smart Campus Unisbank di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naive Bayes", Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi), 2024

Publication

2%

2

Muhammad Andi Hermawan, Ahmad Faqih, Gifthera Dwilestari, "IMPLEMENTASI AKURASI MODEL NAIVE BAYES MENGGUNAKAN SMOTE DALAM ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI BRIMO", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2025

Publication

2%

Exclude quotes

Exclude bibliography

Exclude matches

PERPUSTAKAAN DAN PENERBITAN

BAB V AGUSTIAWAL

105841108920

by Tahap Tutup



Submission date: 20 Feb 2022 10:00 AM (UTC+0700)

Submission ID: 299126531

File name: BAB V 52.docx (209.17K)

Word count: 1304

Character count: 7631

AGUSTIAWAL 105841108920

4%

SIMILARITY INDEX



INTERNET SOURCES

4%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

turnitin

1

Dwi Rahma Firmansyah, Endang Lestariningsih. "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Smart Campus Unisbank di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naive Bayes", Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi), 2024

2%

2

Muhammad Andi Hermawan, Ahmad Faqih, Gifhera Dwilestari. "IMPLEMENTASI AKURASI MODEL NAIVE BAYES MENGGUNAKAN SMOTE DALAM ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI BRIMO", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2025

2%

Exclude quotes

Exclude bibliography

Exclude matches

2%



