

BAB II LANDASAN TEORI

2.1 Studi Literatur

Proses tinjauan literatur telah melibatkan serangkaian langkah penting. Tahap awal terdiri dari eksplorasi sumber referensi terkemuka guna mengidentifikasi data relevan yang akan mendukung penelitian ini. Semua pustaka yang digunakan akan terdokumentasi dalam daftar referensi pada akhir laporan penelitian. Dalam konteks penelitian ini, peneliti juga aktif mencari literatur yang berkaitan dengan fokus penelitian, yaitu klasifikasi sentimen dalam ulasan dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Tinjauan literatur ini melibatkan pencarian referensi dari berbagai sumber seperti buku, jurnal ilmiah, artikel, dan bahkan blog yang relevan dengan topik penelitian. Hal ini bertujuan untuk menghimpun informasi yang akan mendukung pemahaman terhadap permasalahan penelitian. Selain itu, peneliti juga berusaha menemukan metode yang paling sesuai untuk mengatasi masalah yang ada, yang dalam hal ini mengarah pada pemilihan pendekatan studi kasus.

Setelah menyelesaikan tahap studi pustaka, langkah berikutnya adalah pengumpulan data. Data dikumpulkan berdasarkan hasil identifikasi masalah yang telah dilakukan pada tahap awal penelitian. Selanjutnya, peneliti memutuskan untuk menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) sebagai pendekatan dalam penelitian ini. Data yang diperlukan diperoleh melalui studi dokumentasi, termasuk pengamatan ulasan pengguna di Google Play, dan didukung oleh tinjauan literatur dari berbagai sumber seperti jurnal, buku, dan artikel. Langkah terakhir adalah analisis data yang telah terkumpul, khususnya ulasan pengguna di Google Play. Analisis ini dilakukan untuk mengkategorikan ulasan tersebut menjadi kelompok yang mencerminkan sentimen positif atau negatif.

2.2 Penelitian Terdahulu

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No	Judul	Penulis	Metode	Dataset	Akurasi	Kesimpulan
1	Analisis Sentimen Popularitas Aplikasi Moodle dan Edmodo Menggunakan Algoritma Support Vector Machine	(Yolanda et al., 2022)	SVM	Penelitian ini menggunakan 250 data ulasan Kredivo dari Google Play Store (Desember 2021-Juni 2022).	Pengujian algoritma SVM pada aplikasi Moodle mencapai 82%, sedangkan, Aplikasi Edmodo Bayes mencapai akurasi 84%.	Berdasarkan hasil akurasi yang didapattkann pengguna aplikasi Edmodo lebih banyak mendapat sentimen positif sebesar 67%, sedangkan aplikasi Moodle lebih banyak mendapatkan sentimen negatif mencapai 67% sehingga dapat disimpulkan aplikasi Edmodo lebih disukai pengguna.

Tabel 2. 2 Penelitian Terdahulu

No	Judul	Penulis	Metode	Dataset	Akurasi	Kesimpulan
2	Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Video Conference Google Meet menggunakan Metode SVM dan Logistic Regression	(Novantika, 2022)	SVM dan Logistic Regression	Scraping aplikasi Google Meet di Google Play dengan bantuan Anaconda Navigator dan Python 3 menghasilkan 5.160 data ulasan.	Hasilnya akurasi SVM dengan kernel linear 87,02%, RBF 84,59%, sigmoid 86,63%, dan polynomial 71,12%. Logistic Regression memiliki akurasi 85,17%.	Hasil ini mencerminkan kinerja yang sangat baik, menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine dengan kernel linear sangat efektif untuk melakukan klasifikasi pada data ulasan aplikasi Google Meet.

Tabel 2. 3 Penelitian Terdahulu

No	Judul	Penulis	Metode	Dataset	Akurasi	Kesimpulan
3	Algoritma klasifikasi Naive bayes Dan Support vector Machine Dalam layanan komplain mahasiswa	(Hermanto et al., 2020)	Naive bayes Dan Support vector Machine	Data komplain melalui email mahasiswa diambil dari database sisfo akademik (students.bsi.ac.id) mencakup 3.115 komplain.	SVM memiliki akurasi sekitar 84,45% dan Naive Bayes sekitar 69,75%.	Dalam penelitian ini membandingkan SVM dan Naive Bayes, hasil evaluasi dan validasi menunjukkan bahwa SVM memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi daripada Naive Bayes dalam mengidentifikasi apakah suatu email mahasiswa adalah komplain atau tidak.

Tabel 2. 4 Penelitian Terdahulu

No	Judul	Penulis	Metode	Dataset	Akurasi	Kesimpulan
4	Analisis Sentimen terhadap Penggunaan Aplikasi MySAPK BKN di Google Play Store	(Raksaka Indra Alhaqq et al., 2022)	Naive Bayes dan SVM	Penelitian ini memanfaatkan 4.778 ulasan dari Google Play Store yang dikumpulkan dalam rentang waktu 9 Mei 2017 hingga 18 Oktober 2021.	Akurasi metode naïve Bayes 92,47%, dan SVM 94,14%.	Evaluasi menunjukkan bahwa dalam klasifikasi naïve Bayes, 442 ulasan diprediksi dengan benar, sedangkan 36 ulasan diprediksi salah. Pada SVM, 450 ulasan diprediksi dengan benar, sementara 28 ulasan diprediksi salah. Nilai akurasi tertinggi diperoleh dari pemodelan klasifikasi ulasan pengguna aplikasi MySAPK menggunakan

Tabel 2. 5 Penelitian Terdahulu

No	Judul	Penulis	Metode	Dataset	Akurasi	Kesimpulan
						MySAPK menggunakan algoritma SVM.
5	Sentiment Analysis of iPusnas Application Reviews on Google Play Using Support Vector Machine	(Lestari et al., 2022)	Support Vector Machine	Dataset yang digunakan adalah ulasan aplikasi iPusnas di Google Play dengan 6.946 data bersih	Hasil penelitian menunjukkan akurasi SVM sebesar 94,24%.	Berdasarkan hasil penelitian, ditemukan bahwa penggunaan Support Vector Machine dalam menganalisis sentimen ulasan aplikasi iPusnas menghasilkan tingkat akurasi yang cukup tinggi.

Berdasarkan telaah pustaka yang telah disajikan, beberapa penelitian sebelumnya telah menjalani pendekatan serupa dalam metode dan tujuan penelitiannya. Hasil penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penggunaan metode Support Vector Machine telah memberikan tingkat akurasi yang baik dalam klasifikasi sentimen. Penelitian ini mengadopsi metode Support Vector Machine dalam konteks analisis sentimen di platform mobile learning. Oleh karena itu, penelitian ini diharapkan mampu memberikan gambaran serta evaluasi yang komprehensif terhadap pelayanan dan kinerja Aplikasi EdLink.

2.3 Sentimen Analisis

Analisis sentimen atau *opinion mining* merupakan suatu pendekatan untuk identifikasi, proses, ringkas dan inferensi terhadap sentimen yang terdapat pada teks subjektif. Dalam analisis sentimen saat ini, terdapat dua kategori utama yaitu metode kategori pembelajaran mesin yang menggunakan katakata mengandung emosi sebagai fitur kategori hal ini dapat digunakan untuk mengidentifikasi ciri sentimen dengan cepat dan efisien, kemudian terdapat metode klasifikasi berdasarkan aturan.

Tujuan analisis sentimen yaitu untuk mengekstrak informasi subjektif dan membentuk sebuah alat yang dapat menghasilkan kemampuan yang terperinci dan dapat diterapkan oleh sistem pendukung keputusan dan pengambilan keputusan. Sentimen merujuk kepada pendapat atau sudut pandang yang muncul dari emosi yang kuat terhadap sesuatu (biasanya tanpa mempertimbangkan rasionalitas). Sentimen terdapat dalam pernyataan atau kalimat yang mengungkapkan pandangan pribadi. Fungsinya adalah untuk mengekspresikan perasaan yang terkait dengan topik atau objek tertentu (Gunawan et al., 2018).

Analisis sentimen digunakan untuk menggali informasi berguna dari data yang bersifat tidak terstruktur seperti ulasan untuk dianalisa sentimen kalimat dalam kata tersebut. Setiap aplikasi mempunyai kekurangan dan kelebihan masing-masing, hal ini sering menimbulkan berbagai respon dari pengguna seperti perasaan senang atau kecewa dalam penggunaan aplikasi tersebut.

2.4 EdLink

Aplikasi Sevima Edlink adalah sebuah platform berbasis mobile yang berfokus pada pendidikan dan dirancang khusus untuk digunakan dalam proses pembelajaran oleh pendidik dan peserta didik melalui perangkat Android. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menilai sejauh mana aplikasi Sevima Edlink efektif dalam meningkatkan proses pembelajaran bagi mahasiswa. Aplikasi Sevima Edlink didesain untuk memberikan kemudahan komunikasi antara Dosen dan Mahasiswa dalam lingkungan pendidikan. Tujuannya adalah untuk menjaga kelancaran proses pembelajaran dan menghemat waktu. Aplikasi Sevima Edlink terintegrasi dengan Siakad dan dapat diakses melalui komputer dan perangkat Android, memberikan Dosen dan Mahasiswa alat yang praktis untuk mengelola perkuliahan secara daring. Aplikasi Sevima Edlink memiliki sejumlah keunggulan yang ditujukan untuk mempermudah proses pembelajaran bagi Dosen dan Mahasiswa (Sevima, 2020). Beberapa di antaranya adalah kemampuan untuk menyelenggarakan pembelajaran jarak jauh melalui video konferensi, pencatatan kehadiran Mahasiswa yang dapat dilakukan melalui perangkat gawai atau smartphone, notifikasi jadwal perkuliahan yang membantu Mahasiswa mengingat jadwal, serta proses evaluasi yang lebih efektif dan menarik melalui fitur kuis interaktif. Aplikasi ini juga memudahkan Mahasiswa dalam mengakses materi pembelajaran yang diberikan oleh Dosen, dengan file dan video yang dapat diunduh. Selain itu, Mahasiswa dapat dengan mudah mengumpulkan jawaban mereka melalui aplikasi Edlink, yang memastikan keakuratan rekapitulasi kegiatan perkuliahan. Aplikasi Sevima Edlink, meskipun awalnya ditujukan untuk lingkungan universitas, juga dapat bermanfaat di tingkat sekolah dengan langkah-langkah tertentu. Guru dapat memperkenalkan aplikasi ini kepada siswa dan membimbing mereka dalam penggunaannya. Sebagai pengguna media pembelajaran online, penting bagi guru dan siswa untuk memilih dengan bijak di antara banyak pilihan yang tersedia. Hal ini harus disesuaikan dengan kebutuhan pembelajaran, dan penggunaan media pembelajaran online dapat membantu dalam proses pembelajaran jarak jauh. Media pembelajaran ini sering digunakan di

lingkungan universitas, terutama oleh dosen untuk memberikan materi kepada mahasiswa yang berada jauh.

2.5 Google Play

Google Play Store adalah salah satu platform terpenting dalam *platform* Android yang memiliki peran penting dalam mendistribusikan aplikasi mobile. Pada tahun 2021, total unduhan aplikasi Android di Google Play Store mencapai 36,6 miliar. Melalui Google Play Store, pengguna Android diberikan kemampuan untuk dengan mudah menemukan, mengunduh, dan menginstal berbagai aplikasi pihak ketiga sesuai dengan keinginan mereka, menjadikan platform ini sebagai wadah utama bagi pengembang aplikasi untuk mencapai audiens mereka (Efefendi Jannes, 2018).

Di Google Play, aplikasi Android dikelompokkan ke dalam beragam kategori yang memiliki ciri khas tersendiri. Aplikasi-aplikasi ini tersedia dalam dua bentuk, yaitu berbayar dan gratis. Dengan adanya klasifikasi ini, pengguna memiliki kemudahan dalam menemukan aplikasi yang sesuai dengan kebutuhan mereka. Google Play juga menyediakan fitur yang memungkinkan pengguna aplikasi untuk memberikan ulasan tentang pengalaman mereka dengan aplikasi yang mereka gunakan. Ulasan ini sering digunakan sebagai sarana efektif untuk memperoleh informasi mengenai suatu produk atau layanan.

2.6 Ulasan

Ulasan produk merujuk pada tulisan yang ditulis oleh pelanggan pada ruang yang telah disediakan oleh platform e-commerce, yang mencerminkan faktualitas kualitas barang, seperti masalah terkait warna, konsistensi spesifikasi, penggunaan, atau kualitas tinggi, serta pengalaman yang positif atau negatif yang mereka alami. Ulasan produk adalah cara konsumen mengungkapkan pendapat dan perasaan mereka tentang suatu produk secara daring (Sianipar & Yoestini, 2021).

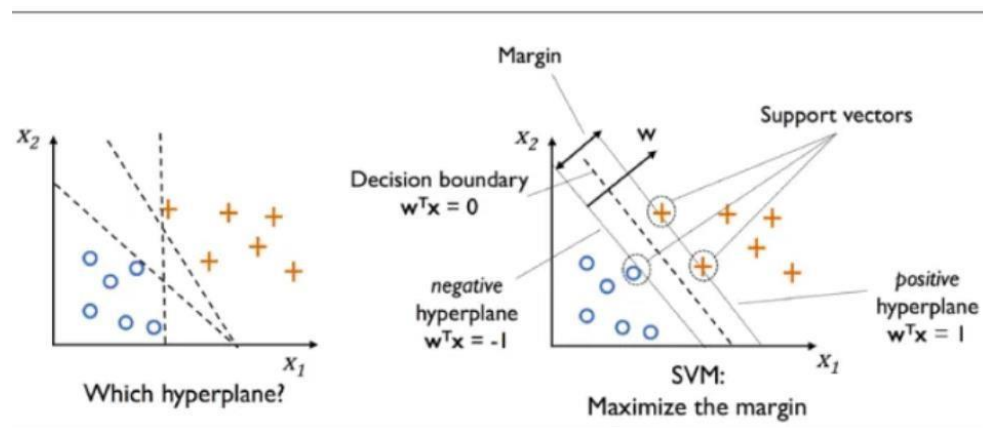
2.7 Support Vector Machine (SVM)

SVM adalah metode klasifikasi dalam pembelajaran mesin (*supervised learning*) yang digunakan untuk memprediksi kelas berdasarkan pola yang ditemukan selama proses pelatihan, metode ini dikembangkan oleh Vladimir Vapnik. Dalam klasifikasi SVM, pemisahan antara kelas opini positif dan opini negatif dilakukan dengan menggunakan garis pembatas (*hyperplane*) (Neneng et al., 2016). Dari sudut pandang intuitif, garis pembatas yang baik adalah yang memiliki margin terbesar dari titik data pelatihan terdekat dari setiap kelas. Margin ini adalah jarak antara titik vektor dalam suatu kelas terhadap *hyperplane*, dan umumnya, semakin besar margin tersebut, semakin rendah kesalahan generalisasi dari pengklasifikasian. Tujuannya adalah menemukan *hyperplane* terbaik yang dapat memisahkan dua kelas data dalam ruang masukan. SVM menggunakan hipotesis berupa fungsi linier dalam dimensi yang lebih tinggi, menerapkan konsep bias pembelajaran dari teori statistik. Tingkat akurasi dari model yang dihasilkan melalui proses pelatihan dengan SVM sangat bergantung pada pilihan fungsi kernel dan parameter yang digunakan (Kurniawan et al., 2020). Metode klasifikasi Support Vector Machine digunakan untuk melakukan prediksi pada data uji Metode SVM telah terbukti efektif dalam menangkap pola-pola yang rumit dalam data (Septiawan & Chairani, 2023), di mana prediksi ini diperoleh dari model klasifikasi yang terdiri dari vektor-vektor fitur. Tahap awal dalam pembuatan model klasifikasi Support Vector Machine melibatkan transformasi dokumen menjadi vektor. Setelah vektor-vektor ini dibentuk, mereka akan dipetakan dalam ruang fitur. Selanjutnya, dilakukan perhitungan jarak antara masing-masing vektor untuk menentukan jarak terjauh yang akan berperan sebagai pemisah antara dua kelas.

Untuk memisahkan dua kelas, sebuah *hyperplane* akan digunakan. Kunci untuk mencapai tingkat akurasi yang optimal adalah variasi nilai yang digunakan dalam proses penentuan *hyperplane* ini. Selama tahap prediksi, dokumen uji akan diubah menjadi vektor setelah berhasil diproses. Vektorvektor ini kemudian dimasukkan ke dalam model Support Vector

Machine yang telah dibuat sebelumnya untuk mendapatkan hasil prediksi (Ritonga & Purwaningsih, 2018).

SVM merupakan model yang berasal dari teori pembelajaran statistika dan dianggap memberikan kinerja yang superior dibandingkan dengan metode lainnya (Drajana, 2017). Dalam SVM Linear, setiap data pelatihan diidentifikasi sebagai pasangan (x_i, y_i) , di mana i berkisar dari 1 hingga N . Setiap x_i adalah vektor atribut dengan q komponen, sedangkan y_i adalah label kelas yang dapat berupa -1 atau $+1$.



Gambar 2. 1 Hyperplane yang memisahkan kelas positif dan negatif

Ide dasar dalam klasifikasi menggunakan Support Vector Machine adalah untuk menemukan hyperplane optimal yang berfungsi sebagai pemisah antara dua kelas data. SVM mampu menangani dataset yang memiliki dimensi tinggi dengan menggunakan teknik kernel. SVM hanya bergantung pada sejumlah titik data yang khusus (disebut support vector) yang secara signifikan berperan dalam membentuk model yang akan digunakan dalam proses klasifikasi. SVM bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang memberikan jarak atau pemisah maksimal antara dua kelas. Hyperplane ini memiliki margin maksimum, dan jarak antara hyperplane dengan titik data terdekat dianggap sebagai margin. Titik data terdekat ini dikenal sebagai vector pendukung.

Langkah-langkah dalam metode Support Vector Machine meliputi:

1. Menentukan kata yang sering muncul dari tiap dokumen yang digunakan
2. Menentukan inisialisasi awal untuk nilai $\alpha=0.5, C=1, \lambda=0.5, \text{gamma}=0.5$ dan $\text{epsilon}=0.001$
3. Menghitung matrik dengan rumus seperti dibawah ini: $D_{ij} = y_i y_j ((x_i \cdot x_j) + \lambda)$ (2.1)

Keterangan:

D_{ij} = elemen matriks data ke -ij

y_i = kelas atau label data ke -i

y_j = kelas atau label data ke-j

λ = turunan batas teoritis

$K(x_i \cdot x_j)$ = fungsi kernel

4. Untuk daya ke $n= 1,2,3,\dots n$ gunakan persamaan seperti dibawah ini :

$$E_i = \sum_{j=1}^n D_{ij} \quad (2.2)$$

$$\delta \alpha_i = \min \{ \max[\gamma(1 - E_i), -\alpha_i], C - \alpha_i \} \quad (2.3)$$

$$\alpha_i = \alpha_i + \delta \alpha_i \quad (2.4)$$

Keterangan :

E_i = nilai error data ke- i

γ = tingkat pembelajaran

$\text{Max}(i)D_{ij}$ = nilai maksimum diagonal matriks persamaan

5. Mencari nilai bias (b) dengan menggunakan persamaan seperti dibawah ini:

$$b = - 1/2 [w \cdot x + + w \cdot x -] \quad (2.5)$$

6. Pengujian pada dokumen yang diuji
7. Perhitungan keputusan

Jika perhitungan keputusan lebih dari sama dengan 0 maka nilai sign $h(x)$ adalah +1, maka termasuk kelas positif dan jika hasil perhitungan keputusan kurang dari 0 maka nilai sign $h(x)$ nilai -1, maka termasuk kelas negatif. Perhitungan keputusan dengan menggunakan persamaan seperti dibawah ini:

$$h(x) = w \cdot x + b \quad (7) \text{ atau } h(x) = \sum_{i=1}^m a_i y_i K(x, x_i) + b \quad (2.6)$$

2.8 Web Scraping

Web scraping adalah proses ekstraksi informasi dari dokumen semiterstruktur yang terdapat di internet, terutama dalam bentuk halaman web yang ditulis dalam bahasa markup seperti HTML (HyperText Markup Language) atau XHTML (Extensible HyperText Markup Language) (Josi et al., 2014). Proses ini melibatkan analisis dokumen tersebut untuk mengambil data tertentu dari halaman web tersebut, yang kemudian dapat digunakan untuk berbagai tujuan lainnya. Bahasa markup merujuk pada bahasa komputer yang menggunakan tag-tag untuk mendefinisikan elemen dalam dokumen. Proses web scraping melibatkan beberapa tahap, seperti pembuatan template scraping, pemahaman teknik navigasi pada situs web yang menjadi sumber informasi, otomatisasi pengambilan data, serta penyimpanan data yang telah diambil ke dalam sebuah database (Ulfah & Najiah, 2023).

2.9 Text Mining

Text mining adalah proses ekstraksi data dari teks, berasal dari dokumen, dengan tujuan mengidentifikasi kata-kata yang merepresentasikan isi dokumen dan menganalisis hubungan antara dokumen (Thaha & Aziz, 2020). Tujuan utama dari text mining adalah mengambil informasi berharga dari sumber data. Dalam text mining, sumber data terdiri dari koleksi dokumen dengan format tidak terstruktur, dan proses ini melibatkan identifikasi dan eksplorasi pola menarik (Ervita Kusuma Putri & Tedy Setiadi, 2014).

Text mining melibatkan penggalian informasi dengan cara seorang pengguna berinteraksi dengan sejumlah dokumen menggunakan alat analisis, yang termasuk dalam komponen data mining, dengan salah satu aspeknya adalah

kategorisasi. Text mining dapat dianggap sebagai subjek penelitian yang relatif baru dan bertujuan memberikan solusi untuk masalah seperti pengolahan, pengorganisasian, dan analisis teks tak terstruktur dalam jumlah besar. Text mining menggunakan proses komputer dalam mengekstraksi informasi baru yang sebelumnya tidak dikenal atau mendeteksi informasi yang tersirat secara implisit. Informasi ini dihasilkan melalui ekstraksi otomatis dari berbagai sumber data teks yang beragam (Sari & Wibowo, 2019).

2.10 Pre-processing

Pre-processing adalah tahap awal yang bertujuan untuk mengubah data masukan menjadi format yang sesuai dan siap untuk diproses. Proses preprocessing melibatkan berbagai tindakan, termasuk penggabungan, perubahan format, serta transformasi data sebagai cara untuk mengolahnya (Setyohadi et al., 2017).

Pentingnya preprocessing dalam analisis sentimen, karena pemilihan teknik preprocessing yang tepat dapat meningkatkan kinerja klasifikasi, dapat disimpulkan bahwa preprocessing memiliki dampak positif dalam meningkatkan kinerja sistem. Langkah-langkah preprocessing dalam proses klasifikasi dirancang untuk meningkatkan tingkat akurasi dalam mengklasifikasikan data. Berikut adalah tahapan-tahapan dalam preprocessing yang perlu diikuti :

- 1) *Cleaning*, adalah proses pembersihan karakter atau tanda baca yang tidak diperlukan dalam analisis sentimen.
- 2) *Case Folding*, adalah proses yang merubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil, dan hanya huruf-huruf dari 'a' hingga 'z' yang dipertahankan, sementara karakter selain itu dihapus dan dianggap sebagai pemisah (Jumeilah, 2017).
- 3) *Tokenizing*, adalah langkah dalam preprocessing yang melibatkan pembagian atau pemecahan teks, yang dapat berupa kalimat, paragraf,

atau dokumen, menjadi unit-unit terpisah yang disebut token, dengan menghilangkan tanda baca atau mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil (Hermawati et al., 2023).

- 4) *Normalisasi*, adalah proses memperbaiki kata yang terdapat kesalahan, dan membuat agar kata menjadi lebih memiliki arti yang dapat dimengerti,
- 5) *Stopwords*, adalah kata-kata yang sering muncul dalam jumlah besar dan cenderung tidak memiliki makna penting. Dengan menghapus stopwords, ukuran kosakata berkurang, sehingga hanya kata-kata penting yang tetap ada dalam dokumen (Irmada & Ria Astriratma, 2020).
- 6) *Stemming*, Stemming adalah pengolahan teks yang melibatkan penghapusan awalan dan akhiran kata untuk mengidentifikasi kata dasar dalam dokumen (Merinda Lestandy et al., 2021).

2.11 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan metode pengelompokan objek berdasarkan fitur-fitur yang dimilikinya. Proses ini bisa dilakukan secara manual oleh manusia atau dengan dukungan teknologi. Klasifikasi manual dilakukan tanpa melibatkan algoritma cerdas komputer, sedangkan klasifikasi dengan bantuan teknologi memanfaatkan berbagai algoritma seperti Naïve Bayes, Support Vector Machine, Decision Tree, Fuzzy, dan Jaringan Saraf Tiruan (Aji Prasetya Wibawa, Muhammad Guntur Aji Purnama, Muhammad Fathony Akbar, 2018). Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah Support Vector Machine (SVM), yang menggunakan machine learning dalam bentuk supervised learning untuk memprediksi kelas berdasarkan model atau pola yang diperoleh melalui proses pelatihan. Hasil dari metode Support Vector Machine adalah nilai atau pola yang digunakan untuk membentuk sebuah garis pemisah yang dikenal sebagai Hyperplane. Setelah menghasilkan fitur dari data pelatihan dan data uji, langkah berikutnya adalah melakukan klasifikasi untuk menentukan kelas pengenalan yang paling tepat. Secara

umum, metode klasifikasi dalam analisis sentimen dapat dibagi menjadi dua pendekatan, yaitu pendekatan berbasis *machine learning* dan berbasis *lexical* (Cindo & Rini, 2019).

2.12 Pembobotan

Setelah dilakukan *preprocessing* teks tahapan Pada tahapan pemodelan data ulasan hasil *text processing* akan diklasifikasi dengan TF-IDF. Metode TF-IDF akan melakukan penghitungan nilai *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF) pada setiap token (kata) di setiap dokumen dalam Dataframe. Secara sederhana, TF-IDF digunakan untuk mengetahui berapa sering kata muncul di dalam dokumen (Manalu et al., 2022). Pembobotan adalah sebuah metode yang digunakan untuk mengubah data input menjadi vektor fitur. Setiap dokumen dapat mengandung berbagai kata yang beragam. Dalam upaya mengekstraksi informasi dari dokumen-dokumen yang berbeda secara heterogen, penting untuk memahami konsep pembobotan kata, karena setiap kata memiliki tingkat signifikansi yang berbeda dalam dokumen tersebut. Oleh karena itu, digunakan pembobotan kata (*term weighting*) untuk mengatasi hal ini. Dalam metode ini, pembobotan kata dalam sebuah dokumen dilakukan dengan mengalikan nilai *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF) berdasarkan query yang digunakan (Oryza Habibie Rahman et al., 2021) .

2.13 Python

Python merupakan salah satu bahasa pemrograman yang banyak digunakan oleh pengembang perangkat lunak. Bahasa Python memiliki sintaks yang relatif sederhana, sehingga membuatnya menjadi bahasa pemrograman tingkat tinggi yang mudah digunakan. Ketika menulis kode program dalam Python, ada beberapa aturan yang harus diikuti agar menghindari kesalahan atau masalah dalam program. Salah satu aturan sintaks Python yang penting adalah tata cara penulisan pernyataan atau perintah. Pernyataan ini adalah instruksi atau kalimat perintah yang akan dieksekusi oleh komputer (Wiratmaja et al., 2021). Bahasa pemrograman Python mengusung sejumlah filosofi inti, di antaranya adalah:

- a. Keselarasan (Coherence): Python didesain untuk menjadi mudah dibaca, ditulis, dan dikelola.
- b. Kekuatan (Power): Python tidak memiliki batasan dalam hal fungsionalitas ekstensi.
- c. Fleksibilitas (Scope): Python adalah bahasa pemrograman dinamis yang dapat digunakan untuk beragam tugas, memberikan respon cepat saat membangun aplikasi, dan berguna dalam pembuatan aplikasi tingkat tinggi.
- d. Berorientasi Objek (Object): Python mendukung pemrograman berorientasi objek yang efisien, memungkinkan struktur dan penggunaan kode yang ada dengan mudah.

Python adalah bahasa pemrograman yang bebas untuk digunakan, dengan artian tidak ada batasan dalam hal penyalinan atau distribusi. Bahasa ini disediakan lengkap dengan source code, debugger, profiler, antarmuka yang mendukung layanan antarmuka, fungsi sistem, antarmuka pengguna grafis (GUI), dan sistem basis data.

2.14 Diagram Fishbone

Fishbone Diagram atau Cause and Effect Diagram adalah salah satu alat yang digunakan untuk mengidentifikasi serta menunjukkan relasi antara sebab dan akibat, sehingga memungkinkan untuk mengungkap akar permasalahan tertentu. Fishbone Diagram digunakan untuk memvisualisasikan faktor-faktor penyebab dan dampak terhadap kualitas yang diakibatkan oleh faktor-faktor tersebut (Yoston Harada Sinurat, 2022). Diagram ini dikenal sebagai "*Fishbone*" karena bentuknya menyerupai tulang ikan. Ada juga yang menyebutnya sebagai "*Cause and Effect Diagram*" atau "*Ishikawa Diagram*" dalam bahasa Jepang. Fishbone merupakan sebuah proses terstruktur yang memungkinkan analisis mendalam untuk mengidentifikasi akar penyebab masalah, ketidaksesuaian, atau kesenjangan yang ada. Langkah-langkahnya meliputi:

1. Pengumpulan Data : Proses mengumpulkan data relevan terkait masalah yang diselidiki.

2. Diagram Faktor Penyebab : Membuat diagram yang merinci faktor-faktor yang mungkin menjadi penyebab masalah.
3. Identifikasi Akar Masalah : Menentukan faktor-faktor yang merupakan akar permasalahan atau penyebab utama.
4. Rekomendasi dan Implementasi : Mengembangkan solusi dan menerapkannya.

2.15 Metode Pengembangan Perangkat Lunak *Prototype*

Prototyping adalah proses pembuatan model perangkat lunak yang sederhana yang memungkinkan pengguna untuk memiliki pemahaman dasar tentang program dan melakukan pengujian awal (Kurniawan & Aditia, 2018). Langkah awal dalam prototyping adalah pengumpulan persyaratan yang akan dirancang. Prototipe dimulai dengan komunikasi antara tim pengembang dan pengguna, pengembang menetapkan keseluruhan objek perangkat lunak dan mengidentifikasi semua aktivitas yang terlibat (Arkhiansyah et al., 2020). Perancangan berfokus pada representasi aspek-aspek perangkat lunak yang akan terlihat oleh pelanggan atau pengguna, seperti pendekatan input dan format output.



Gambar 2. 2 Tahapan Metode Prototype

Tahapan metode yang diterapkan dalam penelitian ini adalah :

1. Communication

Langkah ini melibatkan diskusi antara pengembang dan pengguna akhir untuk memahami dengan jelas tujuan dan persyaratan proyek. Ini termasuk memahami kebutuhan fungsional utama, target pengguna, dan tujuan analisis sentimen yang akan dilakukan.

2. Quick Plan

Pada tahap ini, dilakukan pembuatan rencana awal. Ini mencakup penentuan menu, interface, fitur, dan database fitur-fitur.

3. Modelling Quick Design

Proses perancangan sistem untuk mengembangkan alur aplikasi. Dalam situasi ini, penggunaan PHP sebagai bahasa pemrograman dan MySQL sebagai sistem database.

4. Construction of Prototype

Setelah perancangan selesai, pengembang mulai membangun prototipe website. Ini melibatkan pengkodean dan implementasi fitur-fitur yang telah direncanakan, termasuk integrasi algoritma analisis sentimen SVM ke dalam sistem.

5. Deployment Delivery and Feedback

Pada tahap ini, terjadi pengujian lebih lanjut untuk memverifikasi bahwa sistem beroperasi sesuai dengan harapan. Sistem akan diuji untuk memastikan bahwa fungsionalitasnya berjalan dengan baik seperti yang telah direncanakan.

2.16 Unified Modelling Language (UML)

Unified Modelling Language dikenal sebagai bahasa pemodelan, merupakan alat yang digunakan dalam merancang dan mendokumentasikan sistem perangkat lunak. UML mencakup berbagai jenis diagram, salah satunya adalah Diagram Aktivitas yang menggambarkan jalannya proses atau aktivitas dalam sistem atau proses perangkat lunak. Selain itu, ada pula diagram Use Case yang berfungsi sebagai model untuk perilaku sistem informasi yang sedang dikembangkan (Asmara et al., 2023). Sebagai suatu pendekatan dalam rekayasa perangkat lunak UML membantu mengilustrasikan proses, fungsi, tujuan, dan kontrol sistem, memberikan

pandangan menyeluruh terkait operasi dan mekanisme sistem (Abdillah et al., 2019).


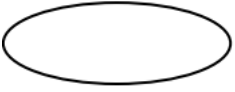

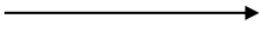
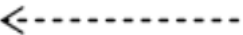
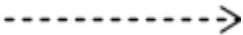
2.16.1 Komponen UML

Berikut komponen yang terdapat pada UML :

a. Use Case

Diagram Use Case memiliki tujuan untuk menggambarkan secara visual interaksi yang terjadi antara aktor (pengguna sistem) dengan sistem yang sedang dikembangkan (Rajasa Manurung & Heryana, 2023). Use case memberikan gambaran yang jelas dan terstruktur tentang bagaimana aktor berinteraksi dengan berbagai fungsionalitas atau kasus penggunaan yang ada dalam sistem perangkat lunak.


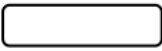
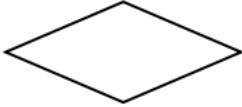
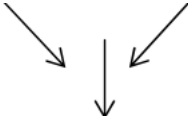

Tabel 2. 6 Simbol Use Case

No.	Simbol	Keterangan
1	Aktor 	Mewakili peran orang, atau alat untuk berkomunikasi dengan <i>use case</i> .
2	<i>Use case</i> 	Interaksi antara sistem dan aktor.
3	Asosiasi 	Penghubung antara aktor dengan <i>use case</i> .
4	Generalisasi 	Hubungan (umum – khusus) antara 2 buah <i>use case</i> .
5	Ekstensi / <i>extend</i> 	Menunjukkan ketika suatu <i>use case</i> merupakan tambahan fungsional dari <i>use case</i> lainnya jika suatu kondisi terpenuhi.
6	<i>Include</i> 	Menunjukkan bahwa suatu <i>use case</i> seluruhnya merupakan fungsionalitas dari <i>use case</i> lainnya.

b. Activity Diagram

Activity diagram digunakan untuk merepresentasikan alur kerja atau aktivitas sistem. Diagram ini memberikan gambaran terinci mengenai urutan kejadian atau aktivitas yang terjadi dalam suatu sistem (Naomi et al., 2019). Dengan kata lain, diagram ini fokus pada penggambaran proses atau langkah-langkah yang dilakukan oleh sistem dalam menjalankan suatu tugas atau fungsi tertentu.

Tabel 2. 7 Simbol Activity Diagram

No.	Simbol	Keterangan
1	Status Awal 	<i>Start point</i> , merupakan status awal aktivitas sistem.
2	Aktivitas 	Aktivitas yang dilakukan sisem.
3	Percabangan / <i>decision</i> 	Digunakan ketika ada pilihan aktivitas lebih dari satu .
4	Penggabungan / <i>join</i> 	Digunakan untuk menunjukkan adanya kegiatan yang digabung.
5	Status Akhir 	Status akhir, yaitu akhir dari aktivitas sebuah sistem.

2.17 Bahasa Pemrograman dan Perangkat Lunak Pendukung

2.17.1 Website

Website adalah suatu koleksi halaman yang umumnya diakses melalui internet. Sebuah website terdiri dari beberapa laman yang mengandung informasi dalam berbagai bentuk, seperti data digital, audio, dan elemen animasi (Zahir, 2020). Website dapat diartikan sebagai suatu kumpulan hyperlink yang menghubungkan alamat satu ke alamat lainnya, menggunakan Bahasa HTML (Hypertext Markup Language).

2.17.2 HyperText Markup Language (HTML)

HTML merupakan singkatan dari Hypertext Markup Language, yaitu sebuah bahasa yang digunakan untuk merancang konten pada halaman

web. Kode HTML terdiri dari berbagai tag, dimana setiap tag memiliki fungsi spesifik dalam membangun struktur dan tata letak halaman (Priyanto & Siradjuddin, 2018).

2.17.3 PHP

PHP merupakan bahasa pemrograman yang bersifat *open source* (Rina Noviana, 2022). PHP memiliki fungsi utama yaitu dalam pengembangan website untuk melakukan manajemen data pada database. PHP melakukan pengolahan data seperti, input, edit, hapus dan penampilan data pada website dengan cara yang diatur oleh script PHP.

2.17.4 MySQL

MySQL merupakan sistem manajemen basis data yang memanfaatkan perintah SQL (Structured Query Language) dan digunakan dalam pengerjaan website. Fungsi MySQL digunakan untuk mengatur struktur data, termasuk proses pembuatan dan pengelolaan database. MySQL dianggap sebagai perangkat lunak sistem basis data yang digunakan untuk mengelola dan menyimpan data (Rafi & Indahyanti, 2022).

2.17.5 XAMPP

XAMPP adalah perangkat lunak web server yang di dalamnya terdapat database server MySQL dan mendukung pemrograman PHP (Sari et al., 2022). XAMPP dapat mengelola basis data di localhost tanpa perlu koneksi internet, XAMPP mendukung berbagai sistem operasi termasuk Linux, Windows, MacOS dan Solaris. XAMPP berperan sebagai server lokal yang terhubung dengan program Apache, MySQL, dan PHP.

2.17.6 Visual Studio Code

Visual Studio Code merupakan sebuah teks editor yang dikembangkan oleh Microsoft. Visual Studio Code mendukung berbagai bahasa pemrograman termasuk PHP, Python, JavaScript, TypeScript dan Node.js. Teks editor ini dapat digunakan di berbagai sistem operasi seperti Linux, MacOS, dan Windows (Gligorijevic et al., 2019). Kelebihan Visual Studio Code yaitu kemampuannya berintegrasi dengan ekosistem yang luas dan terdapat banyak ekstensi melalui *marketplace*.

2.18 Black Box Testing

Black-Box Testing, juga dikenal sebagai Pengujian Kotak Hitam, adalah metode pengujian yang berfokus pada perilaku perangkat lunak tanpa memerhatikan struktur internalnya. Metode ini menekankan pada pengujian fungsionalitas sesuai dengan persyaratan yang telah ditetapkan (Arkhiansyah & Hidayat, 2021). Tujuan dari pengujian black box adalah untuk mencegah terjadinya kesalahan dalam alur program yang telah dirancang (Achmad & Yulfitri, 2020). Proses pengujian black box dilakukan dengan maksud memverifikasi bahwa sistem dapat beroperasi dengan tepat dan sesuai dengan yang diharapkan.