

Penggunaan Latent Dirichlet Allocation (LDA) dan Support-Vector Machine (SVM) Untuk Menganalisis Sentimen Berdasarkan Aspek Dalam Ulasan Aplikasi EdLink

Yeni Kustyaningsih^{1*}, Yohan Permana²

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Trunojoyo, Madura, Jawa Timur

Email: ^{1*} ykustiyahningsih@trunojoyo.ac.id, ² yyoohhaann111@gmail.com

(Naskah masuk: 28 Nov 2024, direvisi: 5 Mar 2024, diterima: 7 Mar 2024)

Abstrak

EdLink merupakan salah satu platform *mobile* berbasis *Android* yang telah dirancang khusus untuk mendukung pengalaman belajar di dunia pendidikan. Platform ini menawarkan berbagai fitur konten pembelajaran interaktif, tugas *online*, dan diskusi. *EdLink* telah menjadi salah satu aplikasi yang banyak diminati dan digunakan di berbagai instansi pendidikan, termasuk perguruan tinggi. Aplikasi *EdLink* saat ini memiliki rating 3,7 di *Google Play Store*. Banyak pengguna mengeluhkan berbagai aspek, seperti fitur yang kurang lengkap, pelayanan, dan kinerja. Dalam penelitian ini, digunakan analisis sentimen berbasis aspek untuk mengevaluasi aplikasi. Data ulasan yang digunakan adalah seluruh ulasan aplikasi *EdLink* di *Google Play Store* dari versi 1.1.6 hingga 4.7.8, dengan jumlah 2014 ulasan. Penelitian ini dilakukan dengan pemodelan topik *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) dengan tujuan untuk menentukan aspek serta analisis sentimen menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dengan pendekatan *Lexicon Based*. Penelitian ini menghasilkan tiga aspek utama, yaitu *Application Usability*, *Reliability*, dan *Performance Efficiency*. Berdasarkan model LDA menghasilkan skor koherensi tertinggi 0,487 dan berdasarkan distribusi jumlah topik dan skor koherensi tertinggi dari num topic 1-10 adalah 3. Kemudian, labeling *Lexicon Based* menghasilkan 418 jumlah ulasan positif dan 1.223 ulasan negatif. Selanjutnya, klasifikasi SVM dengan rasio pembagian data 90:10 menghasilkan akurasi tertinggi 85,45% kemudian dilakukan resampling dengan hasil akurasi tertinggi 90,00% menggunakan *SMOTE*. Berdasarkan aspek dan sentimen dihasilkan 319 ulasan negatif dan 127 ulasan positif untuk aspek *Usability*, 482 ulasan negatif, dan 120 ulasan positif untuk aspek *Reliability*, serta 422 ulasan negatif dan 171 ulasan positif untuk aspek *Performance Efficiency*.

Kata Kunci: Analisis Sentimen Berbasis Aspek, *EdLink*, *Latent Dirichlet Allocation*, *Support Vector Machine*.

The Use of Latent Dirichlet Allocation (LDA) and Support-Vector Machine (SVM) to Analyze Sentiment Based on Aspects in Reviews of The EdLink Application

Abstract

EdLink is one of the *Android*-based *mobile* platforms specifically designed to enhance the learning experience in the education sector. The platform offers various features such as interactive learning content, online assignments, and discussions. *EdLink* has become a popular application widely used in various educational institutions, including universities. Currently, the *EdLink* app has a rating of 3.7 on the *Google Play Store*. Many users have complained about various aspects, such as incomplete features, service, and performance. This study uses aspect-based sentiment analysis to evaluate the application. The review data used are all *EdLink* app reviews on the *Google Play Store* from version 1.1.6 to 4.7.8, totaling 2014 reviews. This research is conducted using *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) topic modeling to determine aspects and sentiment analysis using *Support Vector Machine* (SVM) with a *Lexicon-Based* approach. The study identified three main aspects: *Application Usability*, *Reliability*, and *Performance Efficiency*. Based on the LDA model, it achieved the highest coherence score of 0.487, and based on the distribution of the number of topics and the highest coherence score from num topics 1-10 was 3. Then, the *Lexicon-Based* labeling resulted in 418 positive reviews and 1,223 negative reviews. Furthermore, the SVM classification with a data split ratio of 90:10 yielded the highest accuracy of 85.45%, which was further improved to 90.00% using *SMOTE* resampling. Based on the aspects and sentiments, there were 319 negative reviews and 127 positive reviews for *Usability*, 482 negative reviews and 120 positive reviews for *Reliability*, and 422 negative reviews and 171 positive reviews for *Performance Efficiency*.

Keywords: Aspect-Based Sentiment Analysis, *EdLink*, *Latent Dirichlet Allocation*, *Support Vector Machine*.

I. PENDAHULUAN

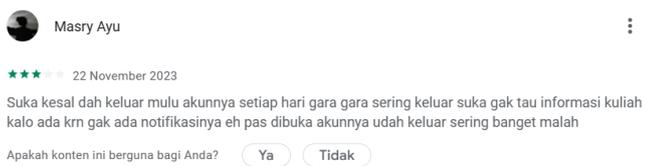
Dalam era Industri 4.0 kemajuan teknologi dan informasi yang sangat cepat memiliki dampak yang signifikan pada proses pembelajaran di berbagai lembaga pendidikan [1]. Suatu bentuk pemanfaatan teknologi informasi yang telah diterapkan dalam sektor pendidikan adalah pembelajaran elektronik *e-learning* [2]. *E-Learning* merupakan sebuah media komersial yang dibuat menggunakan teknologi komputer dan internet sehingga konten pendidikan dapat mencapai kesuksesan tanpa gangguan seperti interupsi atau pembatasan waktu [3]. Beberapa aplikasi bervariasi digunakan sebagai pembelajaran elektronik seperti *Google Classroom*, *Moodle*, *Sevima EdLink*, *Schoolgy*, dan aplikasi pembelajaran lainnya. *EdLink* adalah salah satu platform *mobile* berbasis *Android* yang secara khusus dirancang untuk meningkatkan pengalaman belajar dalam konteks pendidikan [4]. Platform ini menyediakan berbagai fitur termasuk konten pembelajaran interaktif, tugas *online*, diskusi, dan banyak lagi. Aplikasi ini bisa dimanfaatkan oleh guru dan siswa dalam melaksanakan kegiatan pembelajaran serta memiliki kemudahan akses karena tersedia di berbagai platform termasuk *Google Play Store*. Dalam era digital ini ulasan pengguna di platform terutama *Google Play Store* memiliki dampak besar dalam persepsi masyarakat terhadap sebuah aplikasi [5]. Beberapa aplikasi yang bergerak di bidang yang sama juga terus melakukan inovasi dan strategi agar aplikasi memiliki predikat yang baik sehingga lebih banyak diakses. Pada aplikasi *EdLink* memiliki ulasan yang dapat dikatakan masih rendah dengan rating 3,7 dibuktikan pada hasil *searching image* Gambar 1 pada platform *Google Play Store*.

EdLink: membantu siswa dan mengajar dalam kegiatan pembelajaran online



Gambar 1. Rating Aplikasi *EdLink*

Ulasan yang diberikan oleh pengguna menggambarkan apa dirasakan pada saat menggunakan aplikasi [6]. Pada aplikasi *Edlink* masih belum maksimal baik dari segi fitur maupun pelayanan hal ini ditunjukkan dari berbagai kalangan yang melontarkan ketidakpuasan yang dirasakan. Seperti ditunjukkan pada Gambar 2 merupakan sampel data ulasan pengguna aplikasi *EdLink* melalui *Googe Play Store*.



Gambar 2. Sampel Ulasan *EdLink Google Play Store*

Banyaknya ulasan yang tidak terklasifikasi dengan baik membuat tim pengembang kesusahan dalam memahami dan melakukan evaluasi berdasarkan informasi ulasan tersebut sehingga penting dilakukan analisis bagaimana ulasan pengguna ini dapat digunakan sebagai acuan evaluasi untuk meningkatkan kualitas aplikasi pembelajaran *EdLink*. Analisis sentimen merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengevaluasi perasaan dan pendapat pengguna, yang dapat menjadi acuan dalam pengembangan aplikasi [7]. Metode analisis sentimen yang diterapkan dalam penelitian ini adalah sentimen berbasis aspek dengan ulasan aplikasi *Edlink* di *Google Play Store* sebagai fokus penelitian. Pendekatan serupa telah dilakukan dalam penelitian sebelumnya dengan judul Analisis Sentimen pada Aplikasi *Grab* di *Google Play Store* dengan Metode *Support Vector Machine* [8]. Penelitian ini mencapai akurasi yang cukup baik, yaitu 85,54%. Namun, pelabelan dan pembagian data masih dilakukan secara manual.

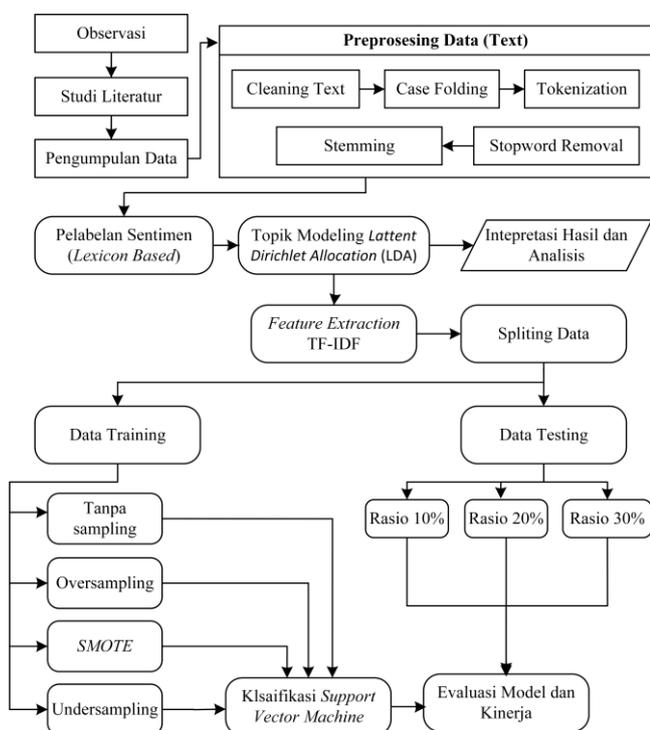
Penelitian dengan objek yang sama dengan melakukan analisis terhadap kepuasan pengguna aplikasi *EdLink* dengan metode *C.45* dan *Naive Bayes* [9]. Rata-rata akurasi dihasilkan 70% serta data digunakan berdasarkan satu kalangan, yaitu mahasiswa. Kemudian, penelitian ketiga dengan judul Perbandingan *Support Vector Machine* dan *Naive Bayes* untuk analisis sentimen di *Google Play Store* [10]. Menunjukkan bahwa *SVM* mencapai akurasi tertinggi sebesar 81,46%. Pada penelitian selanjutnya dengan judul Evaluasi sentimen terhadap tinjauan aplikasi *Zoom Cloud Meetings* dengan menggunakan metode *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* [11]. Menunjukkan bahwa *Support Vector Machine* mencapai akurasi tertinggi sebesar 81,22%, sementara *Naive Bayes* 74,37%. Dalam penelitian berikutnya dengan judul Analisis sentimen aspek ulasan aplikasi *Mobile JKN* metode *Lexicon Based* dan *Naive Bayes* [12]. Pada penelitian ini metode *Latent Dirichlet Allocation* digunakan untuk mengidentifikasi aspek-aspek utama dalam analisis, dan hasilnya menunjukkan skor koherensi optimal sebesar 0.60 dengan tiga aspek utama, yaitu pelayanan, fitur, dan registrasi. Selanjutnya, pada tahap klasifikasi, akurasi yang dicapai mencapai 94,75%.

Maka, dalam penelitian ini, fokus ditempatkan pada analisis sentimen berbasis aspek pada aplikasi pembelajaran *EdLink* berdasarkan ulasan pengguna di *Google Play Store*. Penelitian ini menggunakan model topik *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) untuk mengidentifikasi aspek-aspek relevan sesuai dengan ulasan pengguna. Pendekatan ini mencakup proses labeling sentimen menggunakan *Lexicon Based* untuk menentukan sentimen secara otomatis berdasarkan kamus *lexicon* termasuk dalam sentimen positif atau negatif. Selanjutnya, klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengklasifikasi ulasan dan menguji seberapa optimal model dapat digunakan untuk prediksi dan klasifikasi sentimen. Penelitian ini juga melibatkan evaluasi dan interpretasi visualisasi dan analisis aspek dan sentimen. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang berguna bagi pengembang dan pemangku kepentingan lainnya untuk memahami fitur-fitur yang paling penting dan relevan dalam aplikasi tersebut.

II. METODE PENELITIAN

A. Tahapan Penelitian

Secara umum, penelitian ini memiliki 9 tahapan seperti yang terlihat pada Gambar 3, terdiri atas observasi, studi literatur, pengumpulan data, *preprocessing* data, pelabelan sentimen dengan *Lexicon Based*, modeling topik menggunakan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA), klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM), evaluasi kinerja model, dan interpretasi hasil visualisasi serta analisis berdasarkan kelas sentimen dan aspek.



Gambar 3. Arsitektur Penelitian

B. Observasi

Melakukan observasi aplikasi *EdLink* dengan mengamati ulasan di *Google Play Store* kemudian mengunduh dan menggunakan aplikasi tersebut.

C. Studi Literatur

Studi literatur dilakukan untuk menggali informasi dan data yang relevan dengan subjek penelitian. Informasi dan data yang berhasil dikumpulkan nantinya akan digunakan sebagai pembandingan dan penunjang dalam penelitian yang sedang berlangsung.

D. Proses Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilaksanakan melalui penerapan metode *Web Scrapping* ulasan pengguna aplikasi *Edlink* pada platform *Google Playstore* pada versi 1.1.6 hingga 4.7.8 pengambilan data dilakukan pada 10 November 2023 dengan total data yang berhasil dilakukan *scrapping* dan digunakan adalah 2014 setelah berhasil melakukan pengumpulan data selanjutnya adalah dilakukan seleksi atribut teks.

E. Preprocessing

Sebelum mengolah data, langkah pertama yang diperlukan adalah melakukan prapemrosesan pada teks dokumen [13]. Dalam penelitian ini sebelum tahap *preprocessing* dilakukan seleksi atribut terlebih dahulu bertujuan untuk memilih kolom ulasan pada data hasil *scrapping*. *Preprocessing* merupakan suatu proses yang digunakan untuk transformasi data tak terstruktur menjadi data yang siap digunakan [14]. Dalam penelitian ini terdapat beberapa tahapan dalam *preprocessing* text sebagai berikut:

1. *Cleaning Text* membersihkan teks dari berbagai elemen yang tidak relevan atau mengganggu, seperti tanda @mentions, hashtag, retweets (RT), tautan web.
2. *Case Folding*: merubah semua karakter dalam teks menjadi huruf kecil.
3. *Tokenisasi*: membagi teks menjadi sejumlah token contoh hasil tokenisasi : ['saran', 'tambahkan', 'fitur', 'zoom', 'inout', 'saat', 'presensi', 'qr']
4. *Filtering (Stopword Removal)*: menghapus kata yang tidak relevan contoh sebelum filtering : ['saran', 'tambahkan', 'fitur', 'zoom', 'inout', 'saat', 'presensi', 'qr'] dan sesudah filtering : ['saran', 'tambahkan', 'fitur', 'zoom', 'inout', 'presensi', 'qr'].
5. *Stemming* mengubah kata-kata dalam teks menjadi bentuk dasar menghilangkan semua imbuhan yang ada pada kata. Contoh kata harusnya menjadi harus.

F. Pelabelan Sentimen Lexicon Based

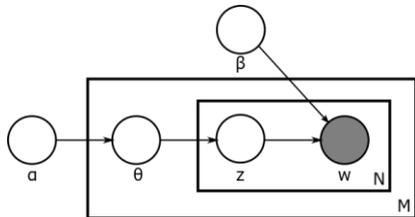
Setelah dilakukan prapemrosesan data selanjutnya adalah labelisasi ulasan dengan metode *Lexicon Based* untuk ekstraksi otomatis kalimat opini dengan memanfaatkan kamus kata opini sebagai acuan klasifikasi. Pendekatan pada *Lexicon Based* tidak memerlukan pembelajaran model dan pelatihan dataset karena bersifat kamus [15]. Kamus *lexicon* yang digunakan sentimen berbahasa Indonesia (InSet) yang dikembangkan oleh Fajri Koto dan Gemal Y. Kamus *Lexicon Based* mencakup 3.609 kata dengan konotasi positif dan 6.609 kata dengan konotasi negatif, beserta nilai bobotnya yang berkisar dari -5 hingga +5. Memungkinkan pengelompokan kalimat sentimen ke dalam kategori negatif atau positif [16]. Apabila sentimen score > 0, maka sentimen positif dan apabila <0, maka negatif dan =0 netral. Dalam hal ini Proses klasifikasi sentimen dimulai dengan pendekatan berbasis *Lexicon Based* sebelum pemodelan topik dan metode pembobotan karena memberikan dasar yang kuat untuk memahami sentimen dalam dataset, memandu analisis yang lebih kompleks.

G. Topik Modeling Latent Dirichlet Allocation (LDA).

Pemodelan topik *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) adalah metode analisis teks untuk mengidentifikasi topik utama dalam kumpulan dokumen dengan menganggap setiap dokumen sebagai campuran dari beberapa topik yang tersembunyi [12]. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi kelompok topik, bahkan ketika kita tidak memiliki pengetahuan sebelumnya tentang apa yang sedang dicari. *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) mempunyai kemampuan

yang baik dalam skala data yang lebih besar. Model LDA ditunjukkan pada Gambar 4. Dengan penjelasan sebagai berikut:

1. Pada setiap topik $K \in \{1, \dots, K\}$, di select probabilitas $\phi k \sim \text{Dir}(\beta)$
2. Kemudian pada setiap kata $j \in 1, \dots, Nd$ pada dokumen d:
 - Select topik $z d, j \sim \text{multinomial}(\theta d)$
 - Select kata $w d, j \sim \text{multinomial}(\phi z d j)$



Gambar 4. Model *Lattent Dirichlet Allocation* (LDA)

Dalam hal ini pemodelan topik bertujuan untuk penentuan aspek di dalam ulasan. Jumlah topik menjadi faktor penting dalam pemodelan, dan evaluasi dilakukan menggunakan *topic coherence* untuk mengukur kesamaan antara kata-kata dalam suatu topik. Semakin tinggi nilai *topic coherence*, semakin baik yang dihasilkan. Dalam penelitian ini dalam pemodelan topik dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Data yang diproses adalah hasil preprocessing yang sudah terlabel sentimen atau hasil akhir dari *Lexicon-Based*. Data tersebut berasal dari kolom atau hasil *preprocessing*. Selanjutnya pembuatan list dan bigram bertujuan untuk mengidentifikasi kata-kata atau frasa yang muncul bersama dalam teks. *List* adalah daftar kata atau *token* terpisah, sedangkan bigram adalah pasangan dua kata berurutan.
2. Pembuatan kamus dilakukan untuk mengenali kata-kata unik, yang digunakan untuk menciptakan korpus. Kemudian penghitungan nilai koherensi dilakukan pada berbagai jumlah topik hasil topik modeling LDA. Jumlah topik dipilih berdasarkan nilai koherensi tertinggi.
3. Identifikasi aspek dilakukan dengan memperhatikan kata-kata kunci untuk mengelompokkan topik dari pemodelan topik. Perhitungan kontribusi persentase topik pada setiap baris ulasan dilakukan dengan menggunakan kata-kunci sebagai acuan untuk menetapkan label aspek pada setiap baris ulasan. Proses berlanjut dengan menggabungkan data terlabel sentimen dan aspek.
4. Hasil akhir adalah dataset terlabel sentimen dan aspek, yang akan diinterpretasikan melalui grafik, *wordcloud*, dan analisis.

H. Pembobotan TF-IDF

TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) bertujuan untuk memberikan bobot pada setiap kata dalam sebuah dokumen dengan rumus tertentu [17]. *Term Frequency* (TF) mengukur seberapa sering sebuah kata muncul dalam sebuah dokumen dengan rumus seperti pada Persamaan 1.

$$TF(t, d) = \frac{f(t, d)}{\sum_{k \in D} f(k, d)} \tag{1}$$

Inverse Document Frequency (IDF) mengukur seberapa jarang kata tersebut muncul di seluruh korpus dokumen dengan formula rumus pada Persamaan 2.

$$IDF(t, D) = \frac{N}{DF(t, d)} \tag{2}$$

TF-IDF menggabungkan TF dan IDF untuk memberikan bobot kepada kata dalam dokumen dengan formula rumus pada Persamaan 3.

$$TF - IDF(t, d, D) = TF(t, d) \cdot IDF(t, d) \tag{3}$$

Dimana :

1. t adalah kata yang sedang dievaluasi
2. d adalah dokumen
3. f(t, d) adalah frekuensi
4. N adalah jumlah total
5. DF(t, D) adalah frekuensi dokumen

Dalam hal ini pembobotan TF-IDF dilakukan dengan tujuan melakukan pembobotan terhadap ulasan dengan label sentimen sebelum dilakukan pemodelan klasifikasi menggunakan model *Support Vector Machine* (SVM). Dalam penelitian ini langkah-langkah dilakukan dalam proses pembobotan TF-IDF adalah sebagai berikut :

1. Langkah awal dalam pembobotan kata TF-IDF ini adalah Menggunakan data hasil preprocessing sebagai input kemudian Menghitung frekuensi kemunculan kata (*Term Frequency*) dalam setiap dokumen. Ini dilakukan untuk setiap kata dalam setiap dokumen.
2. Menghitung jumlah dokumen yang mengandung kata tertentu (*Document Frequency*) di seluruh koleksi dokumen hingga Menghitung nilai invers dari document frequency untuk setiap kata. IDF mengukur seberapa penting suatu kata dalam satu dokumen dibandingkan dengan frekuensi kemunculannya di seluruh dokumen.
3. Menggabungkan nilai TF dan IDF untuk setiap kata dalam setiap dokumen, menghasilkan nilai TF-IDF untuk setiap kata dalam setiap dokumen. sehingga hasil dari perhitungan TF-IDF untuk setiap kata dalam setiap dokumen disimpan sebagai data hasil perhitungan TF-IDF untuk kemudian dilakukan dalam proses *splitting* data hingga pemodelan dan evaluasi.

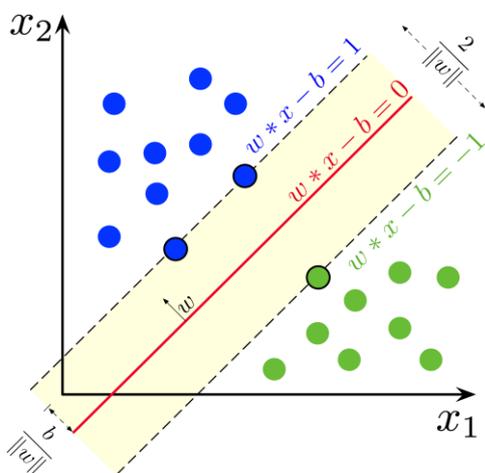
I. Splitting Data

Sebelum dilakukan pemodelan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM), maka data dilakukan proses pembagian data latih dan data uji dengan 3 percobaan rasio data uji 10-30% kemudian digunakan *resampling* dengan tujuan untuk melakukan optimalisasi keseimbangan data agar data terdistribusi dengan baik [18]. Dalam hal ini ada 3 *resampling* dilakukan, yakni *SMOTE*, *Oversampling* dan *Undersampling*.

J. Pemodelan Klasifikasi Support Vector Mechine (SVM)

Dalam penelitian ini setelah data hasil *preprocessing* dan labeling *Lexicon Based* dilakukan pembobotan TF-IDF

kemudian dilakukan klasifikasi menggunakan model SVM dengan tujuan menghasilkan model klasifikasi yang optimal. *Support Vector Machine* (SVM) merupakan metode klasifikasi yang bertujuan untuk menemukan *Hyperplane Maksimum Marginal* (MMH) [19]. Memisahkan kelas-kelas dengan seoptimal mungkin, *hyperplane* memiliki jarak terpendek ke salah satu sisi margin sebanding dengan jarak ke sisi margin lainnya. Pada gambar 5 merupakan model optimal dari metode *Support Vector Machine* (SVM).



Gambar 5. Optimal Model *Support Vector Machine* (SVM)

Support Vector Machine (SVM) menggunakan himpunan data latih dalam format (X_i, y_i) , di mana X_i adalah tupel dan y_i adalah label kelas dengan $i=1...N$. Di sini, $X_i \in R^d$ dan $y_i \in \{-1, 1\}$. Tujuan dari SVM adalah membentuk pengklasifikasi yang sesuai dengan Persamaan 4 berikut [19].

$$f(x_i) = \begin{cases} \geq 0, & y_i = +1 \\ < 0, & y_i = -1 \end{cases} \quad (4)$$

dimana untuk terbentuknya *hyperplane* pada penjelasan sebagai berikut : $W.X + b = 0$

1. W adalah vektor bobot yang terdiri dari $w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$, dengan n sebagai jumlah atribut.
2. b adalah skalar, juga dikenal sebagai bias.
3. X adalah kumpulan data latih atau tupel pelatihan.

K. Evaluasi Model dan Analisis Hasil

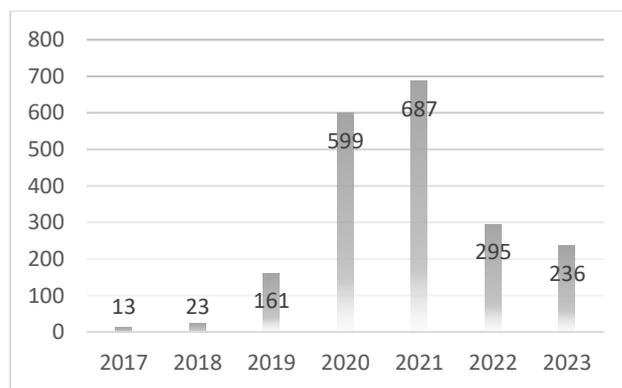
Dalam penelitian ini setelah dilakukan proses klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dan pemodelan topik selesai dilakukan, selanjutnya dilakukan evaluasi pada model SVM menggunakan kurva *ROC* untuk mengetahui tingkat akurasi ataupun keberhasilan model dalam mengklasifikasikan. Kurva *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*) adalah alat visual yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi [20]. Kemudian, untuk hasil aspek topik *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) dan kelas sentimen dalam penelitian ini memvisualisasikan dalam bentuk *wordcloud* dan analisis relevan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman *Python* dan tools yang digunakan adalah *Google Collab*. Hasil dari observasi dilakukan adalah aplikasi *EdLink* memiliki rating yang rendah 3,7 dibuktikan pada Gambar 1 dan 2 serta banyak ulasan negatif pada aspek-aspek tertentu yang tidak terklasifikasi dengan baik. Berdasarkan studi literatur penggunaan metode *Support Vector Machine* (SVM) dalam klasifikasi text memiliki akurasi lebih baik dalam mengklasifikasikan ulasan. Modeling topik *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) dapat membantu dalam penentuan aspek secara optimal. Labeling *Lexicon Based* dapat membantu dalam proses penentuan sentimen secara cepat dengan memanfaatkan library ataupun kamus *lexicon*.

A. Hasil Pengumpulan Data

Dari proses pengumpulan data menggunakan teknik *Web Scrapping* pada tanggal 10 november 2023 total ulasan yang berhasil diperoleh adalah 2014 data ulasan. Visualisasi jumlah berdasarkan tahun ditunjukkan pada Gambar 6 dengan detail tahun 2017 total ulasan berjumlah 13 kemudian 2018 berjumlah 23 dan 2019 berjumlah 161 selanjutnya pada tahun 2020 berjumlah 599 kemudian pada tahun 2021 berjumlah 687 dan di tahun 2022 berjumlah 295 serta tahun 2023 berjumlah 236 ulasan. Dapat di ketahui bahwa dari 2017 hingga 2021 naik jumlah tertinggi pada tahun 2021 kemudian menurun pada tahun 2022 hingga 2023.



Gambar 6. Visualisasi Jumlah Data Hasil *Scrapping*

B. Hasil Preprocessing

Setelah pengambilan data berhasil maka selanjutnya adalah dilakukan seleksi atribut ulasan/*content* dan di lanjutkan pada tahap *preprocessing* text terdiri dari *cleaning, case folding, tokenization, filtering, stemming*. Dari jumlah data 2.014 setelah dilakukan *preprocessing* menjadi 1.641 pada Tabel 1 merupakan *sampler* data hasil data sebelum dan sesudah dilakukan *preprocessing*.

Tabel 1. *Sampler Hasil Preprocessing*

Sebelum Preprocessing	Sesudah Preprocessing
kok akun saya tiba-tiba keluar sendiri dari apk nya padahal ngga di apa-apain, pas masuk lagi malah semua data-datanya pada ilang, gimana nih min tolong dong ini saya gimana mau ngikutin perkuliahan 🙏🥲 sekarang sudah jadi	['kok', 'akun', 'tiba-tiba', 'keluar', 'sendiri', 'apk', 'nya', 'padahal', 'ngga', 'apaapain', 'pas', 'masuk', 'malah', 'semua', 'datatanya', 'ilang', 'gimana', 'nih', 'min', 'dong', 'gimana', 'mau', 'ngikutin', 'kuliah', 'sekarang', 'jadi']
Cs nya bagus cepat dan tanggap 🙌🙌🙌	['cs', 'nya', 'bagus', 'cepat', 'tanggap']

C. Pelabelan Sentimen (Lexicon Based)

Pada data hasil *preprocessing* kemudian, dilakukan pelabelan sentimen dengan *Lexicon Based* dengan memanfaatkan kamus lexicon yang di dapat pada github Fajri Koto dan Gemal Y kemudian di lakukan programming python dan menghasilkan sentimen dengan total data pada Tabel 2.

Tabel 2. Jumlah data hasil labelisasi *Lexicon Based*

Sentimen	Jumlah
Positif	418
Negatif	1223

Kemudian untuk *sampler* hasil dari labeliassi *lexicon based* pada Tabel 3.

Tabel 3. *Sampler Hasil Labeling Sentimen Lexicon Based*

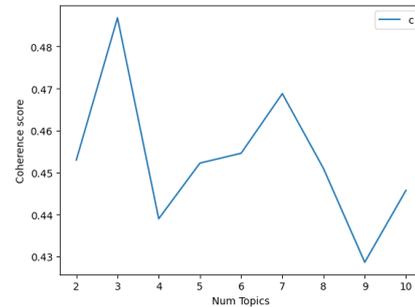
Ulasan	Polarity Skor	Sentimen
edlink saya error terus gak muncul jadwal di kalender nya gk muncul pembayaran kenapa ya aneh δÿα” jadi suka lupa kalo gak muncul jadwal	-11	Negatif
masih ada bug suka keluar sendiri	-4	Negatif

Seperti pada Tabel 3 bagian dua dapat diketahui bahwa kata masih -1 + bug -1 +keluar -1 +sendiri -1 sehingga polarity skor -4 dan tersentimen negatif. Dalam penelitian ini tidak menggunakan sentimen netral sebab banyak sentimen negatif netral tidak terklasifikasi dengan baik sehingga peneliti mengelompokkan sentimen netral ke dalam negatif.

D. Hasil Pemodelan Topik *Lattent Dirichlet Alocation*

Pada data hasil *preprocessing* dan terlabeli sentimen kemudian dilakukan pemodelan topik dengan library gensim dimulai pembuatan *dictionary* hingga *corpus*, dimana mengasilknaan skor koherensi terbaik pada jumlah topik 3 dengan skor 0,487 dapat diketahui lebih detail pada hasil visualisasi gambar 7 di mana skor pada jumlah topik = 2 memiliki Nilai Kohesi sebesar 0,453, jumlah topik = 3 memiliki Nilai Kohesi sebesar 0,487, jumlah topik = 4

memiliki Nilai Kohesi sebesar 0,439, jumlah topik = 5 memiliki Nilai Kohesi sebesar 0,452, jumlah topik = 6 memiliki Nilai Kohesi sebesar 0,455, jumlah topik = 7 memiliki Nilai Kohesi sebesar 0,469, jumlah topik = 8 memiliki Nilai Kohesi sebesar 0,451, jumlah topik = 9 memiliki Nilai Kohesi sebesar 0,429, dan jumlah topik = 10 memiliki Nilai Kohesi sebesar 0,446.



Gambar 7. Visulasisasi Nilai Koherensi

Berikut ini pada Tabel 4 merupakan *keywords* yang dihasilkan dari pemodelan topik dengan jumlah *num topic* 3.

Tabel 4. *Keywords Pemodelan Topik*

No	Keywords
1	0,021*"tugas" + 0,018*"aplikasi" + 0,013*"baik" + 0,011*"edlink" + 0,010*"mau" + 0,010*"nya" + 0,010*"dosen" + 0,010*"lama" + 0,009*"jadi" + 0,008*"bagus" + 0,007*"malah" + 0,007*"buat" + 0,007*"padahal" + 0,007*"update" + 0,007*"mudah"
2	0,018*"edlink" + 0,017*"aplikasi" + 0,013*"masuk" + 0,013*"buka" + 0,012*"padahal" + 0,011*"baik" + 0,011*"ajar" + 0,011*"nya" + 0,010*"baru" + 0,009*"gak" + 0,008*"udah" + 0,008*"susah" + 0,008*"update" + 0,008*"tugas" + 0,007*"mohon"
3	0,029*"aplikasi" + 0,026*"edlink" + 0,016*"nya" + 0,014*"kuliah" + 0,013*"bagus" + 0,012*"tugas" + 0,012*"sangat" + 0,011*"jadi" + 0,011*"update" + 0,011*"baik" + 0,010*"buka" + 0,009*"mudah" + 0,008*"ga" + 0,008*"terus" + 0,007*"guna"

Berdasarkan dari penentuan nilai *coherence* didapatkan nilai *num topic* terbaik adalah 3 dimana dijadikan sebagai penentuan aspek dan nama label aspek di intepretasikan berdasarkan *ISO 25010:2011* standar internasional untuk kualitas perangkat lunak dimana dapat di intepretasikan bahwa pada topik 1 aspek *Usability* (Kemudahan Penggunaan): Fokus pada pengalaman pengguna dalam menggunakan aplikasi "edlink," dengan perhatian pada antarmuka pengguna, kejelasan tugas, dan kemudahan navigasi. Kemudian aspek 2 *Reliability* (Keandalan) Sorotan pada keandalan aplikasi "edlink," mencakup pembaruan, kinerja, dan kemungkinan kesalahan dengan kata-kata seperti "bagus," "update," "sering," "lama," dan "error." Dan aspek ke 3 *Performance Efficiency* (Efisiensi Kinerja): Menitikberatkan pada efisiensi kinerja aplikasi "edlink," termasuk kecepatan masuk, efisiensi kegiatan belajar, dan

kinerja aplikasi secara umum dengan menggunakan kata-kata seperti "masuk," "ajar," "kuliah," "mudah," "download," dan "online." kemudian setelah di lakukan penentuan aspek pada model lda secara otomatis melakukan labeliasai aspek pada dataset sehingga menghasilkan dataset terlabeli aspek dan sentimen.

E. Hasil Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

Pada klasifikasi text sentimen ini dilakukan dengan metode SVM (*Support Vector Mechine*) dimana data yang diklasifikasikan merupakan data sentimen yakni data yang mempunyai label negatif dan positif dalam klasifikasi meskipun dalam pelabelan menggunakan *Lexicon Based* namun dalam hal ini tetap dilakukan proses pembobotan Tf-Idf dengan tujuan mendapatkan hasil yang optimal. Pada klasiifikasi SVM dengan pembagian data berbeda menghasilkan akurasi pada Tabel 5 dimana tertinggi akurasi 85,45% pada perbandingan data 90 : 10%

Tabel 5. Skenario Pembagian Data

Data Training : Data Uji	Akurasi
90% : 10%	85.45%
80% : 20%	82.98%
30% : 70%	83.37%

Kemudian pada Tabel 6 dilakukan proses *resampling* dimana data yang dilakukan *resampling* adalah data dengan akurasi tertinggi pada pembagian data yakni 90 : 10 % dan dilakukan *resampling* dengan :*Undersampling, Oversampling* dan *Smoot*.

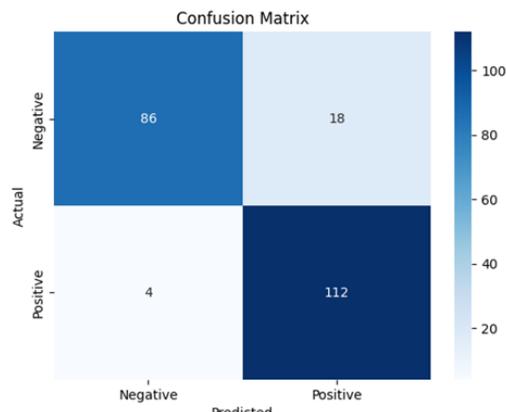
Tabel 6. Hasil *Resampling*

Metode/ Akurasi	Sentimen	Pre sisi	Recall	Skor-F1	Sup port
<i>Undersampling</i> / 82,14%	Negatif	0,78	0,84	0,81	38
	Positif	0,86	0,80	0,83	46
<i>Oversampling</i> / 89,80%	Negatif	0,89	0,90	0,90	121
	Positif	0,90	0,90	0,90	124
<i>SMOTE</i> / 90,00%	Negatif	0,96	0,83	0,89	104
	Positif	0,86	0,97	0,91	116

Berdasarkan skenario uji coba pada model klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) dapat di ketahui pada *resampling* dilakukan dengan *SMOTE* mendapatkan akurasi tertinggi hingga 90 %

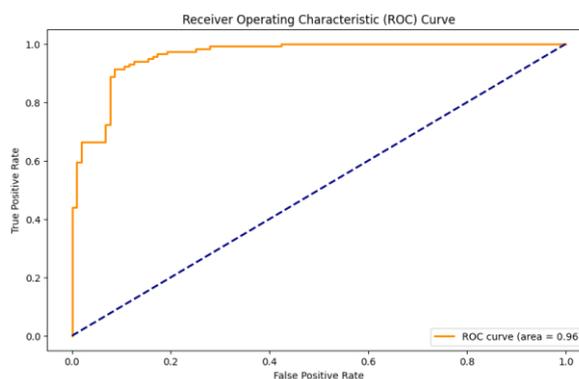
F. Evaluasi Model

Dalam hal ini dilakukan evaluasi model dengan *ROC* berdasarkan *confusion matrix* sebagai berikut pada Gambar 8.



Gambar 8. *Confusion Matrix* SMOTE

Kemudian, berdasarkan *confusion matrix* dilakukan evaluasi menggunakan model *ROC Analyst* pada Gambar 9.

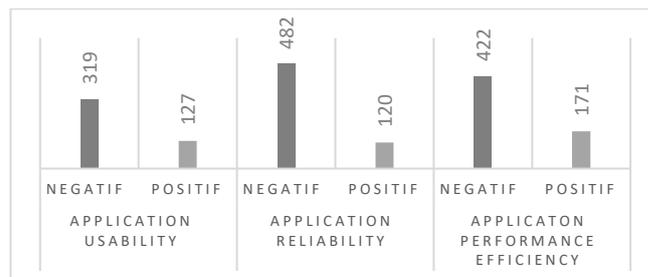


Gambar 9. Evaluasi *ROC Analyst*

Dengan mengacu pada visualisasi Gambar 9 dapat dievaluasi bahwa model memiliki akurasi yang cukup tinggi dimana nilai auc mencapai 0,96 dengan grafik menjulang ke atas dan kekiri dimana menunjukkan model terprediksi dengan optimal.

G. Interpretasi Hasil Visualiasi dan Analisis

Berdasarkan pada hasil dari klasifikasi sentimen dan aspek maka dapat di intepretasikan dalam bentuk visualisasi hasil. Pada Gambar 10 merupakan visualisasi hasil kelas sentimen berdasarkan aspek.



Gambar 10. Visualisasi Jumlah Sentimen dan Aspek

Pada visualisasi Gambar 10 terlihat bahwa dalam aspek *Application Reliability* sentimen negatif memiliki jumlah

- [6] R. Potharaju, M. Rahman, and B. Carbutar, "A Longitudinal Study of Google Play," *IEEE Trans. Comput. Soc. Syst.*, vol. 4, no. 3, pp. 135–149, 2017, doi: 10.1109/TCSS.2017.2732167.
- [7] A. I. Tanggraeni and M. N. N. Sitokdana, "Analisis Sentimen Aplikasi E-Government pada Google Play Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 785–795, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i2.1835.
- [8] R. Wahyudi and G. Kusumawardana, "Analisis Sentimen pada Aplikasi Grab di Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine," *J. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 200–207, 2021, doi: 10.31294/ji.v8i2.9681.
- [9] V. No, J. Hal, D. Toresa, I. Hidayat, R. Muzawi, and F. Yanto, "Perbandingan Algoritma C4 . 5 Dan Naïve Bayes Untuk Mengukur Tingkat Kepuasan Mahasiswa Dalam Penggunaan Edlink," vol. 5, no. 3, pp. 250–256, 2023.
- [10] L. B. Ilmawan and M. A. Mude, "Perbandingan Metode Klasifikasi Support Vector Machine dan Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Tekstual di Google Play Store," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 2, pp. 154–161, 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i2.597.154-161.
- [11] N. Herlinawati, Y. Yuliani, S. Faizah, W. Gata, and S. Samudi, "Analisis Sentimen Zoom Cloud Meetings di Play Store Menggunakan Naïve Bayes dan Support Vector Machine," *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 5, no. 2, p. 293, 2020, doi: 10.24114/cess.v5i2.18186.
- [12] S. Roiqoh and B. Zaman, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Aplikasi Mobile JKN dengan Lexicon Based dan Naïve Bayes," vol. 7, pp. 1582–1592, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6194.
- [13] D. A. Agustina, S. Subanti, and E. Zukhronah, "Implementasi Text Mining Pada Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Marketplace di Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Indones. J. Appl. Stat.*, vol. 3, no. 2, p. 109, 2021, doi: 10.13057/ijas.v3i2.44337.
- [14] T. Pawar, P. Kalra, and D. Mehrotra, "Analysis of Sentiments for Sports data using RapidMiner," *Proc. 2nd Int. Conf. Green Comput. Internet Things, ICGCIoT 2018*, pp. 625–628, 2018, doi: 10.1109/ICGCIoT.2018.8752989.
- [15] R. Mahendrajaya, G. A. Buntoro, and M. B. Setyawan, "Analisis Sentimen Cyberbullying pada Komentar Instagram dengan Metode SVM," *J. Tek. Univ. Muhammadiyah Ponorogo*, vol. 3, no. 2, pp. 52–63, 2019, [Online].
- [16] D. Musfiroh, U. Khaira, P. E. P. Utomo, and T. Suratno, "Analisis Sentimen terhadap Perkuliahan Daring di Indonesia dari Twitter Dataset Menggunakan InSet Lexicon," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 24–33, 2021, doi: 10.57152/malcom.v1i1.20.
- [17] A. W. Nila Andriani, "Implementasi Text Mining Klasifikasi Topik Tugas Akhir Mahasiswa Teknik Informatika Menggunakan Pembobotan TF-IDF dan Metode Cosine Similarity Berbasis Web," *Senamika*, no. September, pp. 130–137, 2021.
- [18] R. Ubaidillah, M. Muliadi, D. T. Nugrahadi, M. R. Faisal, and R. Herteno, "Implementasi XGBoost Pada Keseimbangan Liver Patient Dataset dengan SMOTE dan Hyperparameter Tuning Bayesian Search," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 3, p. 1723, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i3.4146.
- [19] Y. T. Pratama, F. A. Bachtiar, and N. Y. Setiawan, "Pariwisata Pantai Malang Selatan Menggunakan Tf-Idf Dan Support Vector Machine," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 12, pp. 6244–6252, 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/3556>
- [20] H. T. Nguyen and L. T. Nguyen, "ROC Curve Analysis for Classification of Road Defects.," *BRAIN Broad Res. Artif. Intell. Neurosci.*, vol. 10, no. 2, pp. 65–73, 2019.