JNATIA Volume 3, Nomor 3, Mei 2025 p-ISSN: 2986-3929
Jurnal Nasional Teknologi Informasi dan Aplikasinya e-ISSN: 3032-1948

Penggunaan Metode SVM dan Naive Bayes pada Analisis Sentiment Ulasan Aplikasi Edlink

Anak Agung Istri Intan Permata Sari[a1], I Ketut Gede Suhartana[a2]

Program Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Udayana
Jalan Raya Kampus UNUD, Bukit Jimbaran, Kuta Selatan, Badung, Bali, Indonesia
[1]agungintan63@email.com
[2]ikg.suhartana@unud.ac.id

Abstract

Information technology has changed the educational landscape with the emergence of e-learning applications, including Edlink, a Learning Management System (MLS) platform that provides various educational features. User reviews are an important factor in evaluating app quality, and sentiment analysis is a useful tool for understanding these reviews. This research uses the Support Vector Machine (SVM) and Naive Bayes methods to analyze the sentiment of Edlink reviews. The dataset was obtained from GitHub and processed through the TF-IDF preprocessing and feature extraction stages. SVM and Naive Bayes were trained with this data and evaluated using a confusion matrix. The results show that SVM performs better than Naive Bayes, with an accuracy value of around 90%. In 1814 reviews, SVM provided higher precision, recall, and f1-score values for both sentiments (positive and negative) compared to Naive Bayes.

Keywords: *Sentiment Analysis, Edlink, Preprocessing, TF-IDF, SVM, Naive Bayes.*

1. Pendahuluan

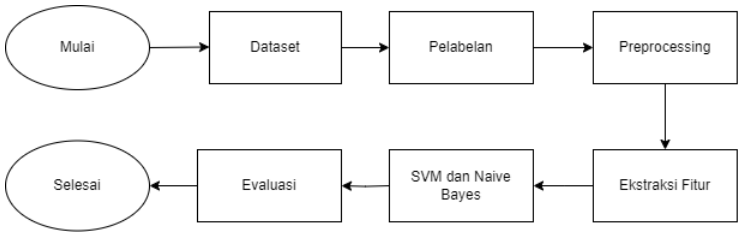
Kemajuan teknologi memberikan dampak besar bagi kehidupan masyarakat, termasuk teknologi Informasi. Perkembangan teknologi informasi kian menuntut dunia pendidikan untuk terus berinovasi dengan menciptakan konsep pembelajaran yang mengikuti kemajuan teknologi. Banyak aplikasi yang sudah mendukung pembelajaran jarak jauh, seperti E-Learning. Aplikasi e-learning memberikan fleksibilitas kepada pengguna untuk belajar dimanapun dan kapanpun sesuai kebutuhan. Hingga saat ini, sudah banyak aplikasi E-learning yang berkembang di Indonesia, salah satunya *Edlink.* Pada dasarnya Edlink merupakan sebuah Manajemen *Learning System* (MLS) [1]. *Edlink* merupakan sebuah aplikasi platform komprehensif yang memfasilitasi berbagai kegiatan pendidikan, mulai dari mengakses materi pembelajaran hingga berkomunikasi dengan guru atau dosen. Pemberian tugas, kuis, video conference dan absensi perkuliahan juga dapat dilakukan langsung pada SEVIMA *Edlink* [2]. Terdapat beberapa aplikasi yang menyediakan layanan LMS seperti Google Classroom, Moodle, Edmodo, dan Schoology [3]. Dengan munculnya beragam aplikasi sejenis, pengguna lebih cermat dan teliti dalam memilih aplikasi sesuai kebutuhan mereka. Ulasan yang terdapat di platform unduhan aplikasi menjadi salah satu faktor yang mempengaruhi keputusan pengguna. Ulasan tersebut juga dapat digunakan sebagai acuan dalam mengevaluasi kualitas suatu aplikasi. Dalam melakukan evaluasi, ulasan tersebut diolah terlebih dahulu menggunakan teknik analisis sentimen. Ulasan dilabelkan menjadi 2 jenis yaitu positif dan negatif. Dari pelabelan tersebut dapat dijadikan acuan oleh developer dalam meningkatkan performa aplikasi. Setelah di labelkan, ulasan akan diproses dan menghasilkan nilai akurasi yang menjadi tolak ukur suatu teknik atau metode tersebut bagus untuk klasifikasi teks atau tidak. Penelitian terkait analisis sentimen pada aplikasi Edlink pernah dilakukan sebelumnya menggunakan metode SVM dengan pengujian *confusion matrix* [4]. Pada penelitian tersebut, penulis menggunakan dataset dari *Google Play Store* dari bulan Januari sampai Maret 2023. Hasil akurasi yang diperoleh yaitu 82,4%. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya terletak pada metode dan data yang digunakan. Pada penelitian ini, penulis melakukan analisis sentimen menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan Naive Bayes serta menggunakan data yang bersumber dari github dengan jumlah 1.000 lebih.

p-ISSN: 2986-3929
e-ISSN: 3032-1948

Hasil akhir dari penelitian ini yaitu tingkat persentase sentimen positif dan negatif ulasan Aplikasi Edlink yang dihasilkan dengan metode SVM dan Naive Bayes. Dari persentase tersebut juga dapat dilihat metode mana yang lebih baik dalam mengklasifikasikan data.

2. Metode Penelitian

2.1 Alur Penelitian



Gambar 1. Alur Penelitian

Tahap pertama yang dilakukan yaitu mencari dataset. Peneliti menggunakan dataset yang bersumber dari GitHub. Selanjutnya, dilakukan *preprocessing* untuk membersihkan dataset. Setelah *preprocessing*, dilakukan ekstraksi fitur. Lalu, dilakukan proses analisis sentimen dengan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan Naive Bayes. Terakhir, dilakukan evaluasi dengan membandingkan hasil analisis kedua metode tersebut.

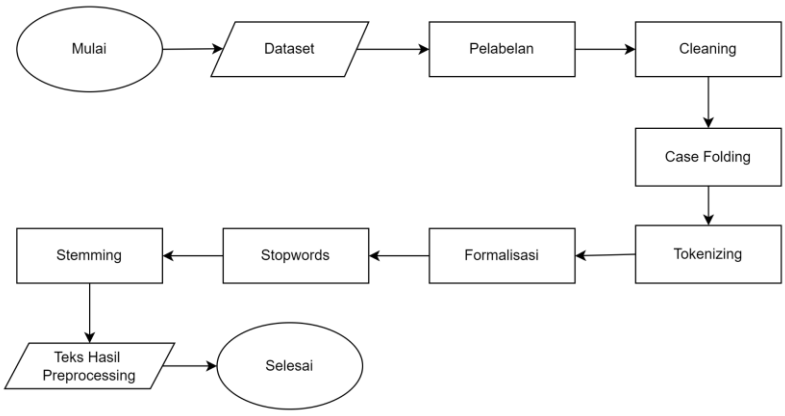
2.2 Pengumpulan Data

Data ulasan aplikasi Edlink diperoleh dari Github dengan jumlah 2014. Akan tetapi, tidak keseluruhan data digunakan oleh peneliti. Data dengan score 3 berjumlah 200 tidak digunakan dengan pertimbangan sebagai berikut : Datta dengan bintang 1 dan 2 dilabelkan negatif, data dengan bintang 3 dilabelkan netral, serta data dengan bintang 4 dan 5 dilabelkan positif. Data dengan label netral berjumlah jauh lebih sedikit dibandingkan data dengan label negatif dan positif sehingga menjadi tidak seimbang dan mengganggu akurasi. Ulasan dengan bintang 3 yang tidak digunakan berjumlah 200. Jadi, dataset yang di proses pada penelitian ini berjumlah 1814.

2.3 Pelabelan

Pelabelan dilakukan dengan ulasan dengan bintang 1 dan 2 dilabelkan negatif serta ulasan dengan bintang 4 dan 5 dilabelkan positif. Melalui proses pelabelan, diperoleh sentimen negatif sebanyak 807 ulasan dan sentimen positif sebanyak 1007 ulasan.

2.4 *Preprocessing*



Gambar 2. Alur *Preprocessing*

Tahap selanjutnya yaitu *Preprocessing*. Akan tetapi, sebelum masuk ke tahap *preprocessing* terdapat pengecekan *missing value* dan pelabelan terlebih dahulu. Pada data yang digunakan oleh penulis, missing value *content* yang akan diuji bernilai 0. Pelabelan dilakukan dengan melabelkan data menjadi sentimen positif dan negatif. Tahap *preprocessing* diterapkan untuk mengolah data mentah menjadi koleksi data yang siap digunakan [5]. Adapun tahapan-tahapan dari *preprocessing* diantaranya:

a. Cleaning
Cleaning merupakan proses membersihkan data seperti menghilangkan tanda baca, *emoticon* maupun angka.

b. Case Folding
Case folding yaitu tahap mengubah semua bentuk kata yang ada dalam dokumen menjadi *lowercase*. Tujuannya yaitu untuk memastikan bahwa setiap karakter dalam data direpresentasikan dalam format yang seragam yakni berupa huruf kecil. Selain itu, pada case folding juga dilakukan penghapusan emoji pada ulasan.

c. Tokenizing
Tokenizing merupakan proses membagi data ulasan menjadi bagian-bagian yang lebih kecil. Tahap ini berfungsi sebagai pemecah kalimat berdasarkan tiap kata yang menyusunnya, yang disebut *term* atau token [6].

d. Formalisasi
Formalisasi adalah proses mengubah kata menjadi bentuk formal. Tahap ini bertujuan untuk mengoreksi kata yang disingkat atau diperpanjang agar sesuai dengan KBBI.

e. Stopwords
Setelah formalisasi yaitu tahap stopwords. Tahap ini bertujuan untuk menghapus kata-kata yang kurang relevan atau tidak memiliki makna signifikan agar analisis sentimen dapat dilakukan dengan akurat. Contoh kata-kata yang dimaksud diantaranya : “atau”, “di”, “yang”, “dengan”.

f. Stemming
Tahapan ini mengubah kata-kata berimbuhan pada setiap ulasan menjadi kata dasar. Stemming bertujuan untuk membersihkan suatu kata dari pengejaan yang kurang tepat [7].

2.5 Ekstraksi Fitur TF-IDF

TF-IDF merupakan suatu metode pembobotan yang berguna di bidang *text mining*. Ekstraksi fitur ini memberikan indikasi tentang signifikannya suatu kata dalam dokumen dari suatu corpus. *Term Frequency* (TF) menunjukkan frekuensi kemunculan suatu kata dalam sebuah dokumen, sedangkan *Inverse Document Frequency* (IDF) menyatakan kebalikan dari DF dan digunakan untuk menilai seberapa penting suatu kata dalam kumpulan dokumen [8]. Suatu kata t pada dokumen d, nilai TF-IDF dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$TF(t,d) = \left(\frac{Jumlah\ kemunculan\ kata\ t\ pada\ dokumen\ d}{Jumlah\ kata\ pada\ dokumen\ d}\right) \quad (1)$$

$$IDF(t) = log\left(\frac{Jumlah\ dokumen}{Jumlah\ dokumen\ yang\ mengandung\ kata\ t}\right) \quad (2)$$

$$TF - IDF(t,d) = TF(t,d)\ x\ IDF(t) \quad (3)$$

2.6 *Support Vector Machine* (SVM)

Support vector machine (SVM) adalah metode machine learning yang bertujuan untuk menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah kelas pada ruang input [9]. SVM memiliki pendekatan sangat kuat untuk memahami pola klasifikasi. Performa algoritma SVM

menjadi salah satu alasan banyaknya komunitas yang mendalami bidang *machine learning* tertarik untuk memahami dan meningkatkan SVM.

2.7 Naive Bayes

Algoritma Multinomial Naive Bayes merupakan salah satu metode pembelajaran probabilistik didasarkan pada teorema Bayes yang digunakan dalam *Natural Language Processing* (NLP) [10]. Konsep algoritma ini yaitu *term frequency* akan mengindikasikan seberapa sering suatu kata muncul dalam sebuah dokumen. Prediksi dengan teori Naive Bayes memiliki persamaan sebagai berikut:

$$P(C) = \left(\frac{Nc}{N}\right) \quad (1)$$

Nc menunjukkan jumlah kelas C pada seluruh dokumen. N adalah jumlah seluruh dokumen. Untuk menghitung probabilitas dari kata ke-n sebagai berikut:

$$P(Xn|C) = \left(\frac{Nxnc + a}{N(C) + V}\right) \quad (2)$$

$Nxnc$ menunjukkan jumlah term Xn yang ditentukan dari keseluruhan data kelas C. $N(C)$ merupakan jumlah term dari keseluruhan data training pada kelas C. a adalah parameter laplace smoothing. Terakhir, V merupakan jumlah keseluruhan kata pada data training. Rumus multinomial Naive Bayes yang diantaranya:

$$P(X_n|C) = \frac{\sum tf(X_n, d \in C) + \alpha}{\sum N_{d \in C} + V} \quad (3)$$

2.8 Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk membandingkan hasil testing dari model yang digunakan. Nilai hasil klasifikasi model berupa akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* memiliki persamaan sebagai berikut:

$$akurasi = \left(\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}\right) \quad (1)$$

$$presisi = \left(\frac{TP}{TP + FP}\right) \quad (2)$$

$$recall = \left(\frac{TP}{TP + FN}\right) \quad (3)$$

$$f1 - score = 2X \left(\frac{Presisi\ x\ Recall}{Presisi + Recall}\right) \quad (4)$$

Keterangan:

TP : Nilai True Positives
TN : True Negatives
FP : False Positives
FN : False Negatives

3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini mengambil data ulasan Edlink dari Github. Berikut tampilan data ulasan Edlink yang digunakan pada penelitian ini.

p-ISSN: 2986-3929
e-ISSN: 3032-1948

	reviewId	userName	userImage	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion
0	f40dcbf0-7a8e-4751-b8fb-33e3db1af33e	Delvina Merdiayu Ringgi	https://play-lh.googleusercontent.com/a-/ALV-U...	Bagaimana mengatasi penyimpangan yang sudah fu...	3	0	4.7.8
1	a1d4a35f-d140-458a-8f23-c202b248ba1b	Isak Lopes	https://play-lh.googleusercontent.com/a/ACg8oc...	Aplikasinya bagus sekali Bisa membantu mahasis...	5	0	4.7.8
2	0deb90fd-4434-4fbc-ae3b-a21db73d7f64	yuli jitmau	https://play-lh.googleusercontent.com/a/ACg8oc...	Sangat bagus	5	0	NaN
3	4399cc31-0df5-4204-9457-dc247ff016f3	Fajri Alif	https://play-lh.googleusercontent.com/a/ACg8oc...	Good	5	0	4.7.6
4	d9778a6c-3fe1-4119-83a0-	Adhima Dima	https://play-lh.googleusercontent.com/a/ACg8oc...	Masih banyak tab yang bug tolong di	2	0	4.7.8

Gambar 3. Dataset Ulasan Edlink

Sebelum melakukan preprocessing, penulis mengecek jumlah ulasan dengan bintang 3 terlebih dahulu. Apabila jumlah ulasan dengan bintang 3 seimbang dengan jumlah ulasan bintang 1+ bintang 2 dan jumlah ulasan bintang 4 + bintang 5. Maka data dilabelkan menjadi 3 jenis yaitu positif, negatif, dan netral. Jika tidak seimbang, maka ulasan dengan bintang 3 tidak digunakan untuk penelitian ini.

```
Jumlah ulasan dengan skor 3: 200
```

Gambar 4. Ulasan Edlink dengan Bintang 3

Dapat dilihat jumlah ulasan bintang 3 tergolong sedikit dari 2014 ulasan. Oleh sebab itu, ulasan dengan bintang 3 dihapus sebelum masuk ke tahapan pelabelan dan preprocessing.

```
Ulasan dengan skore 3 telah dihapus.
Jumlah ulasan setelah filtering: 1814
```

Gambar 5. Ulasan Bintang 3 Dihapus

Selanjutnya, dilakukan pelabelan yang mana ulasan bintang/skor 1 dan 2 dilabelkan dengan sentimen *negative.* Ulasan dengan bintang/skor 4 dan 5 dilabelkan dengan sentimen *positive*.

3.1. Preprocessing

Sebelum data digunakan dalam model, data harus melewati proses *preprocessing* terlebih dahulu. Tahapan dan hasil dari *preprocessing* dapat dilihat pada tabel 1.

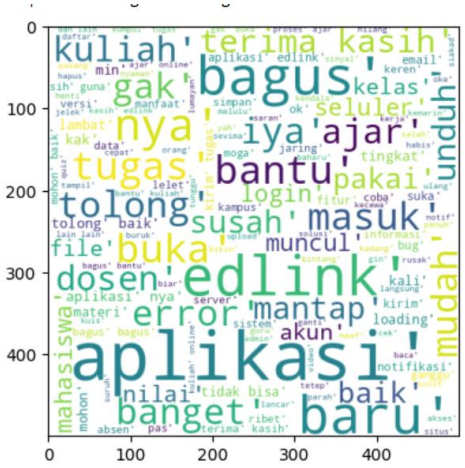
Tabel 1. *Tahap preprocessing*

Langkah *Preprocessing*	**Teks**
Kondisi awal	Apk ini sangat membantu para maha siswa stikes panti rapih Yogyakarta untuk memgakses materi mata kuliah dan masih banyak lagi 🙏
Cleaning	Apk ini sangat membantu para maha siswa stikes panti rapih Yogyakarta untuk memgakses materi mata kuliah dan masih banyak lagi
Case Folding	apk ini sangat membantu para maha siswa stikes panti rapih yogyakarta untuk memgakses materi mata kuliah dan masih banyak lagi

p-ISSN: 2986-3929
e-ISSN: 3032-1948

Langkah *Preprocessing*	**Teks**
Tokenizing	['apk', 'ini', 'sangat', 'membantu', 'para', 'maha', 'siswa', 'stikes', 'panti', 'rapih', 'yogyakarta', 'untuk', 'memgakses', 'materi', 'mata', 'kuliah', 'dan', 'masih', 'banyak', 'lagi']
Formalisasi	['aplikasi', 'ini', 'sangat', 'membantu', 'para', 'maha', 'siswa', 'stikes', 'panti', 'rapih', 'yogyakarta', 'untuk', 'memgakses', 'materi', 'mata', 'kuliah', 'dan', 'masih', 'banyak', 'lagi']
Stopwords	['aplikasi', 'membantu', 'maha', 'siswa', 'stikes', 'panti', 'rapih', 'yogyakarta', 'memgakses', 'materi', 'mata', 'kuliah']
Stemming	['aplikasi', 'bantu', 'maha', 'siswa', 'stikes', 'panti', 'rapih', 'yogyakarta', 'memgakses', 'materi', 'mata', 'kuliah']

Tahapan ini menggunakan bahasa pemrograman Python dengan *library* NLTK untuk melakukan *case folding, tokenizing dan stopwords* serta *library* Sastrawi untuk tahapan *stemming*. Untuk tahapan formalisasi, penulis menggunakan kumpulan *slang words* dalam format txt. Setelah tahapan *preprocessing,* berikut tampilan *word cloud* dari ulasan Edlink.



Gambar 6. *Word Cloud*

3.2. TF-IDF

Proses ekstraksi fitur pada dataset dilakukan setelah *preprocessing*. Hasil dari ekstraksi fitur ini akan menjadi bahan untuk analisis sentimen.

```
Contoh hasil pembobotan TF-IDF untuk data latih:
Contoh ke- 1
  (0, 509)      0.371856591050435
  (0, 644)      0.22988552746468816
  (0, 1386)     0.23873802543138947
  (0, 274)      0.4036314844986307
  (0, 1506)     0.4467473283042637
  (0, 392)      0.18458689780007784
  (0, 1528)     0.4467473283042637
  (0, 124)      0.2440839035990987
  (0, 503)      0.3100733370665059
```

Gambar 7. *Hasil TF-IDF*

p-ISSN: 2986-3929
e-ISSN: 3032-1948

3.3. Klasifikasi

Setelah melewati *preprocessing* dan ekstraksi fitur TF-IDF, data akan diklasifikasikan dengan metode sebagai berikut:

a. SVM

Model SVM pada penelitian ini dibangun menggunakan library sklearn dan tabulate dalam bahasa Python. Klasifikasi SVM menggunakan parameter C, gamma, dan kernel. Parameter C yang digunakan yaitu 0.1, 1, 10, 100. Parameter gamma yang digunakan yaitu 1, 0.1, 0.01, 0.001. Parameter kernel yang digunakan yaitu rbf, linear, poly dan sigmoid. Proses analisis menggunakan SVM ini dilakukan dengan mengkonversi teks menjadi vector data.

```
Hasil akurasi SVM :
              precision  recall              f1-score            support
negative       0.872727  0.9                 0.8861538461538461  160
positive       0.919192  0.896551724137931   0.9077306733167083  203
accuracy       0.898072
macro avg      0.89596   0.8982758620689655  0.8969422597352772  363
weighted avg   0.898712  0.8980716253443526  0.8982202260823888  363
Parameter terbaik: {'C': 10, 'gamma': 0.01, 'kernel': 'rbf'}
```

Gambar 8. Hasil Akurasi SVM

Pada gambar dapat dilihat hasil akurasi dengan model machine learning SVM. Accuracy yang diperoleh yaitu 0.898072 atau 0.9 serta parameter terbaik diantaranya : C = 10, gamma=0.01, kernel = rbf.

b. Naive Bayes

Model Naive Bayes dengan tipe *Multinomial* dibangun menggunakan *library* sklearn dalam bahasa Python. Model dilatih dengan menggunakan data training yang telah diekstraksi fitur sebelumnya. Lalu, evaluasi dilakukan menggunakan data testing.

```
Hasil akurasi Naive Bayes :
class         precision           recall              f1-score            support
              precision           recall              f1-score            support
negative      0.8679245283018868  0.8625              0.8652037617554859  160
positive      0.8921568627450981  0.896551724137931   0.8943488943488945  203
accuracy                                                                  0.8815426997245179
macro avg     0.8800406955234925  0.8795258620689655  0.8797763280521902  363
weighted avg  0.8814759439822502  0.8815426997245179  0.8815025549137833  363
```

Gambar 9. Hasil Akurasi Naive Bayes

3.4. Evaluasi

Tahap terakhir yaitu evaluasi model klasifikasi SVM dan Naive Bayes. Tahapan evaluasi ini menunjukkan model mana yang memiliki performa lebih baik dalam klasifikasi teks.

SVM

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.87	0.90	0.89	160
positive	0.92	0.90	0.91	203
accuracy			0.90	363
macro avg	0.90	0.90	0.90	363
weighted avg	0.90	0.90	0.90	363

Naive Bayes

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.87	0.86	0.87	160
positive	0.89	0.90	0.89	203
accuracy			0.88	363
macro avg	0.88	0.88	0.88	363
weighted avg	0.88	0.88	0.88	363

Gambar 10. Evaluasi SVM dan Naive Bayes

Model SVM dan Naive Bayes memiliki performa yang baik dalam klasifikasi teks. Nilai *precision*, *recall*, *f1-score* dan *accuracy* dari kedua model diatas 80%. Secara keseluruhan, hasil klasifikasi model *Naive Bayes* lebih kecil dari SVM.

4. Kesimpulan

Kesimpulan yang diperoleh yaitu model klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) memiliki performa yang lebih baik dibandingkan model klasifikasi Naive Bayes untuk analisis sentimen. Dari 1814 data ulasan Edlink dengan 1007 sentimen *positive* dan 807 sentimen *negative*, Model SVM memberikan nilai *precision*, *recall*, *f1-score* untuk sentimen *negative* secara berturut-turut 87%, 90%, dan 89%. Sedangkan nilai precision, *recall*, *f1-score* untuk sentimen *positive* secara berturut-turut 92%, 90%, dan 91%. Nilai *accuracy* dari model SVM yaitu 90%. Sedangkan model Naive Bayes memberikan nilai *precision*, *recall*, *f1-score* untuk sentimen *negative* secara berturut-turut 87%, 86%, dan 87%. Sedangkan nilai precision, *recall*, *f1-score* untuk sentimen *positive* secara berturut-turut 89%, 90%, dan 89%. Nilai *accuracy* dari model Naive Bayes yaitu 88%.

Daftar Pustaka

[1] M. K. Darwanto, "Pembelajaran Daring dengan Menggunakan Platform Edlink (Sebagai Salah Satu Alternatif Pembelajaran di Masa Pandemi Covid-19)," *Jurnal Eksponen,* vol. 11, no. 1, 2021.

[2] A. B. S., E. W. K. Enggal Mursalin, "Penerapan Learning Management Systems (Lms) Berbantuan Sevima Edlink: Efektifkah Dalam Menunjang Perkuliahan Daring?" *JPE (Jurnal Pendidikan Edutama),* vol. 9, no. 1, pp. 114-115, 2022.

[3] F. SEVIMA, "5 LMS Terbaik untuk E-Learning Gratis, Bahas Fitur Lengkap!," *SEVIMA Education Platform for Universities,* 2021.

[4] I. H. S. S. K. Gistinia Rininda, "Penerapan Svm Dalam Analisis Sentimen Pada Edlink Menggunakan Pengujian Confusion Matrix," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika),* vol. 7, no. 5, 2023.

[5] R. W. Primandani Arsi, "Analisis Sentimen Wacana Pemindahan Ibu Kota Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK),* vol. 8, no. 1, pp. 147-156, 2021

[6] A. I., H. D. P. Valentino Kevin Sitanayah Que, "Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization (Online Transportation Sentiment Analysis Using Support Vector Machine Based on Particle Swarm Optimization)," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi,* vol. 9, no. 2, pp. 162-170, 2020.

[7] A. E. Muhamad Fani Al-shufi, "Sentimen Analisis Mengenai Aplikasi Streaming Film Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Di Play Store," *SISMATIK (Seminar Nasional Sistem Informasi dan Manajemen Informatika),* pp. 156-162, 2021.

[8] I. D. M. B. A. D. Alim Ikegamia, "Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Ulasan Aplikasi Noice Menggunakan XGBoost dan LDA," *JNATIA,* vol. 1, no. 1, pp. 325-336, 2022.
[9] S. A. A. A. Emi Suryati, "Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Ekstraksi Fitur Model Word2vec Text Embedding Dan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi,* vol. 4, no. 1, pp. 96-106, 2023.
[10] A. B. S., E. W. K. Enggal Mursalin, "Penerapan Learning Management Systems (Lms) Berbantuan Sevima Edlink: Efektifkah Dalam Menunjang Perkuliahan Daring?" *JPE (Jurnal Pendidikan Edutama),* vol. 9, no. 1, pp. 114-115, 2022.

p-ISSN: 2986-3929
e-ISSN: 3032-1948

Halaman ini sengaja dibiarkan kosong