

# Analisis Sentimen menggunakan *Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)* dan Pemodelan Topik menggunakan *Algoritma Non-Negatif Matrix Factorization (NMF)* pada aplikasi Sekolah.mu Berdasarkan Ulasan di Google Play Store

1<sup>st</sup> Cynthia Ayu Prayuning  
Telkom University  
Bandung, Indonesia  
Cprayuning@student.telkomuniversity.  
ac.id

2<sup>nd</sup> Dr. Oktariani Nurul Pratiwi,  
S.Kom., M.T.  
Telkom University  
Bandung, Indonesia  
onurulp@telkomuniversity.ac.id

3<sup>rd</sup> Nur Ihsan Utama,  
S.T.,M.T., Ph.D  
Telkom University  
Bandung, Indonesia  
nichsan@telkomuniversity.ac.id

**Abstrak** — Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis ulasan pengguna aplikasi Sekolah.mu di Google Play Store dengan menggunakan dua pendekatan utama yaitu analisis sentimen menggunakan *algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)* dan pemodelan topik menggunakan *algoritma Non-Negative Matrix Factorization (NMF)*. Aplikasi Sekolah.mu merupakan platform pembelajaran berbasis digital yang terus berkembang dan menerima umpan balik dari pengguna. Dengan jumlah ulasan yang sangat banyak, analisis manual menjadi tidak efisien. Oleh karena itu, analisis sentimen diperlukan untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna menjadi sentimen positif atau negatif, serta pemodelan topik untuk mengidentifikasi topik-topik utama yang dibahas. Metodologi penelitian mencakup pengumpulan data melalui scraping, preprocessing data, klasifikasi sentimen menggunakan LSTM, evaluasi model menggunakan confusion matrix dan pemodelan topik menggunakan NMF, evaluasi pemodelan topik menggunakan coherence topik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM memiliki akurasi sebesar 90,18% dalam mengklasifikasikan sentimen, sedangkan model NMF berhasil mengidentifikasi 6 topik utama yang relevan dengan pengalaman pengguna. Hasil penelitian diharapkan menjadi dasar strategis dalam pengembangan kualitas aplikasi dan peningkatan kepuasan serta loyalitas pengguna terhadap aplikasi Sekolah.mu.

**Kata kunci**— analisis sentimen, deep learning, LSTM, NMF, Sekolah.mu, pemodelan topik

## I. PENDAHULUAN

Di era digital saat ini, aplikasi pembelajaran daring semakin berkembang, salah satunya adalah Sekolah.mu, sebuah platform pendidikan yang dikembangkan oleh PT Semesta Integrasi Digital. Aplikasi ini menyediakan berbagai layanan pembelajaran untuk siswa, guru, mahasiswa, dan masyarakat umum. Sekolah.mu terus mengembangkan fitur-fitur untuk meningkatkan pengalaman belajar mengajar, dan umpan balik pengguna menjadi salah satu elemen penting dalam evaluasi tersebut. Ulasan pengguna di Google Play Store, yang kini mencapai lebih dari ratusan ribu ulasan, mencerminkan pengalaman dan persepsi pengguna terhadap aplikasi, mencakup kemudahan penggunaan, kualitas konten, serta stabilitas aplikasi [1]

Namun, keberagaman dan jumlah ulasan yang besar membuat analisis manual menjadi sulit dan kurang efektif, sehingga pengembang mengalami kesulitan dalam mengevaluasi tanggapan pengguna secara menyeluruh [2]. Oleh karena itu, penting untuk menerapkan analisis sentimen guna mempermudah pengidentifikasian bagian-bagian yang perlu perbaikan. Analisis sentimen, yang termasuk dalam

bidang *text mining*, digunakan untuk memahami opini yang terkandung dalam teks mengenai sebuah topik atau peristiwa [3]. Pendekatan yang digunakan dapat berbasis lexicon, machine learning, atau gabungan keduanya, dengan fokus utama pada pendekatan deep learning.

Deep learning, khususnya *algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)*, telah terbukti efektif dalam analisis sentimen karena kemampuannya mengelola urutan data dan mengingat informasi penting [4]. Namun, untuk pemahaman yang lebih mendalam, analisis sentimen perlu didampingi dengan pemodelan topik, yang digunakan untuk mengidentifikasi topik-topik utama yang sering dibahas dalam ulasan [5]. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penerapan analisis sentimen menggunakan LSTM dan pemodelan topik dengan *algoritma Non-Negative Matrix Factorization (NMF)* untuk mengklasifikasikan dan mengelompokkan ulasan pengguna. Dengan kombinasi ini, diharapkan pengembang dapat lebih mudah mengidentifikasi masalah yang perlu diperbaiki serta memperoleh wawasan lebih mendalam mengenai kepuasan pengguna [6]

## II. LANDASAN TEORI

### A. Natural Language Processing (NLP)

adalah cabang dari kecerdasan buatan (AI) yang fokus pada pengolahan dan pemahaman bahasa manusia dalam bentuk teks atau suara. NLP bertujuan memungkinkan komputer untuk memahami, menganalisis, dan menghasilkan bahasa alami melalui berbagai teknik seperti analisis sentimen, ekstraksi informasi, dan klasifikasi teks [7]. Proses dalam NLP mencakup preprocessing teks, yang meliputi tokenisasi, stemming, dan penghapusan stopword, serta ekstraksi fitur untuk memahami makna dari data berbasis teks yang tidak terstruktur [8]. Teknologi ini penting untuk menggali wawasan dari data teks besar, seperti ulasan pelanggan atau data media sosial, yang memungkinkan otomatisasi dan peningkatan efisiensi dalam analisis data.

### B. KDD

Knowledge Discovery in Database (KDD) adalah proses untuk mengekstrak pengetahuan dari data besar dan kompleks melalui langkah-langkah terstruktur. Proses ini dimulai dengan *cleaning data*

untuk menghilangkan noise dan kesalahan [9], diikuti dengan transformasi data ke format yang lebih sesuai [10]. Pada tahap inti, algoritma digunakan untuk menemukan pola tersembunyi dan hubungan antar data [11].

#### C. Text Mining

Text Mining adalah teknik untuk mengekstraksi informasi berguna dari teks yang tidak terstruktur, seperti dokumen atau ulasan online, dan mengubahnya menjadi format yang dapat dianalisis. [12], tujuan text mining adalah mengolah teks yang tidak terstruktur untuk analisis, meningkatkan efisiensi, serta mengungkap wawasan tersembunyi seperti sentimen pelanggan dan tren pasar. Proses umumnya mencakup pengumpulan data, tokenisasi, analisis sentimen, dan ekstraksi entitas [13], dengan tambahan langkah seperti stopword removal dan stemming.

#### D. Sentimen analisis

Sentimen analisis adalah teknik untuk mengekstrak, mengkategorikan, dan menilai opini dalam teks, seperti ulasan atau komentar pengguna [14]. Metode ini menggunakan polaritas (positif, negatif) untuk menentukan sentimen suatu teks, yang efektif untuk menganalisis ulasan produk [15]. Pendekatan machine learning, seperti Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan BiLSTM, digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen dengan data berlabel untuk prediksi data tanpa label [16]

#### E. Algoritma LSTM

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk memproses data berurutan dan menangkap hubungan temporal dalam data, mengatasi masalah vanishing dan exploding gradient pada Recurrent Neural Networks (RNN) [9]. LSTM pertama kali diperkenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997 sebagai pengembangan dari RNN [17]. Arsitektur LSTM terdiri dari tiga komponen utama: input gate, forget gate, dan output gate, yang mengatur aliran informasi dalam sel memori [18].

#### F. Scraping

scraping adalah teknik untuk mengumpulkan data secara otomatis melalui pengestrakan data dari situs web menggunakan aplikasi atau kode tertentu [19]. Metode ini berguna untuk mengekstraksi informasi dari situs web dan mengubah data yang tidak terstruktur atau semi-terstruktur menjadi data terstruktur yang dapat dianalisis [20]. Keunggulan web scraping antara lain memungkinkan akses cepat ke data dalam jumlah besar, efisiensi waktu, dan akurasi data dibandingkan dengan pengambilan manual [20]. Namun, teknik ini perlu dilakukan dengan memerhatikan aspek legal dan etika, seperti kepatuhan terhadap kebijakan data yang diambil [21]. Web scraping sering diterapkan dalam berbagai bidang, termasuk pencarian artikel ilmiah [22].

#### G. Preprocessing

Preprocessing data adalah langkah awal dalam analisis teks untuk membersihkan data mentah menjadi format yang siap dianalisis. Tahapan

utamanya meliputi data cleaning (menghapus tautan, simbol, dan emotikon), case folding (mengubah teks menjadi huruf kecil), tokenizing (memecah teks menjadi unit kecil), dan stop words removal (menghapus kata tidak penting) [23]. Selain itu, stemming digunakan untuk mengubah kata menjadi bentuk dasar, dan konversi kata slang untuk mengganti kata tidak baku [24]

#### H. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah alat untuk mengevaluasi performa model klasifikasi dalam machine learning melalui metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score [25]. Matriks ini mencatat distribusi hasil prediksi model terhadap data aktual, memberikan wawasan tentang kinerja model [26]. Terdiri dari empat elemen utama: True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN) [27]. Confusion Matrix digunakan untuk menilai seberapa baik prediksi klasifikasi dan banyak diterapkan di berbagai bidang, seperti kesehatan, teknologi, dan bisnis [27].

#### I. Pemodelan topik

Topic Modeling adalah teknik NLP untuk mengidentifikasi topik utama dari data teks yang tidak terstruktur, membantu memahami tema dominan dari data besar [28]. Algoritma populer termasuk LDA, NMF, dan CTM, dengan NMF yang lebih unggul dalam kualitas topik [29]. Teknik ini digunakan untuk menganalisis data seperti ulasan pengguna, mengidentifikasi masalah atau area perbaikan, seperti dalam analisis ulasan aplikasi di Google Play Store [30]

#### J. Algoritma NMF

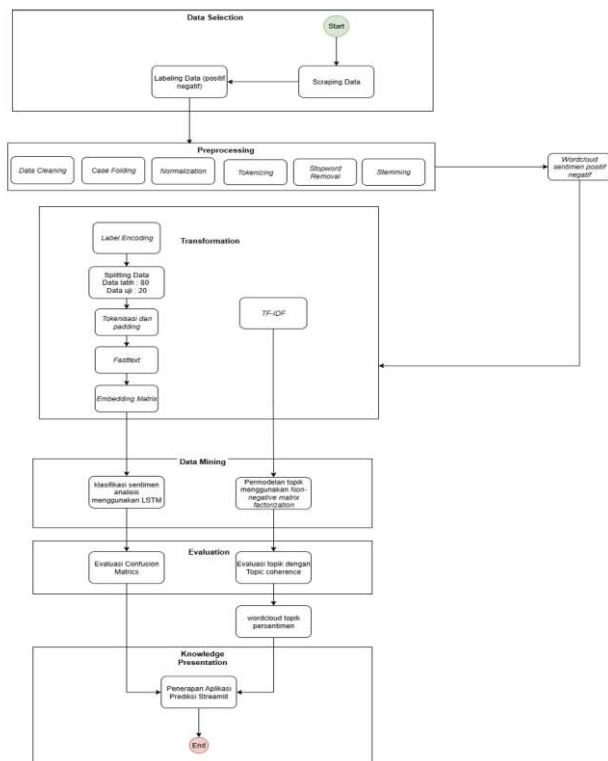
*Non-Negative Matrix Factorization* (NMF) adalah teknik untuk memfaktorkan matriks non-negatif menjadi dua matriks yang hasil perkaliannya mendekati matriks asal, berguna untuk mengurangi dimensi data dan mengidentifikasi topik tersembunyi [28]. Proses NMF melibatkan pemecahan data besar menjadi dua matriks lebih kecil, dengan satu berisi fitur topik dan satu berisi hubungan dokumen [28]. NMF efektif dalam menghasilkan topik berkualitas dari teks panjang atau pendek [31]

#### K. Topic Coherence

Topic coherence adalah metrik evaluasi untuk mengukur kualitas topik dalam pemodelan topik, dengan menilai seberapa sering kata-kata dalam suatu topik muncul bersamaan atau memiliki hubungan semantik yang kuat [32]. Metrik ini dihitung dengan membandingkan kesamaan sebaran kata dalam dokumen menggunakan metode statistik. Topic coherence memastikan bahwa topik yang dihasilkan tidak hanya matematis dapat diterima, tetapi juga memberikan makna yang jelas dan relevan [33].

### III. METODE PENYELESAIAN MASALAH

Dalam penelitian ini, memakai sistematika *Knowledge Discovery in Database* (KDD), berikut merupakan metode gambar yang dilakukan



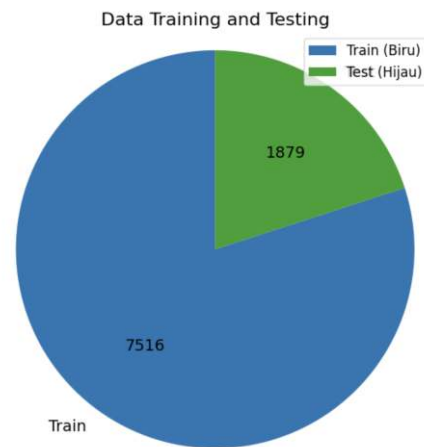
Gambar III-1. Metode Penyelesaian Masalah

Proses pemecahan masalah dimulai dengan identifikasi masalah, analisis literatur, studi kasus, dan pencarian solusi. Setelah solusi ditemukan, tujuan dan batasan penelitian ditetapkan untuk memastikan cakupan yang jelas. Data relevan dikumpulkan melalui scraping dan diproses melalui tahap pembersihan, tokenisasi, case folding, normalisasi stopwords removal, dan stemming. Data kemudian dilabeli dan dibagi menjadi data latih dan data uji. Pada analisis sentimen, FastText digunakan untuk ekstraksi fitur dan LSTM untuk klasifikasi, yang dievaluasi menggunakan confusion matrix untuk mengukur akurasi. Untuk pemodelan topik, digunakan *Non-Negative Matrix Factorization* (NMF) dan dievaluasi dengan topik coherence. Hasil analisis disajikan dalam visualisasi menggunakan framework Streamlit, diikuti dengan kesimpulan dan saran untuk solusi yang tepat.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

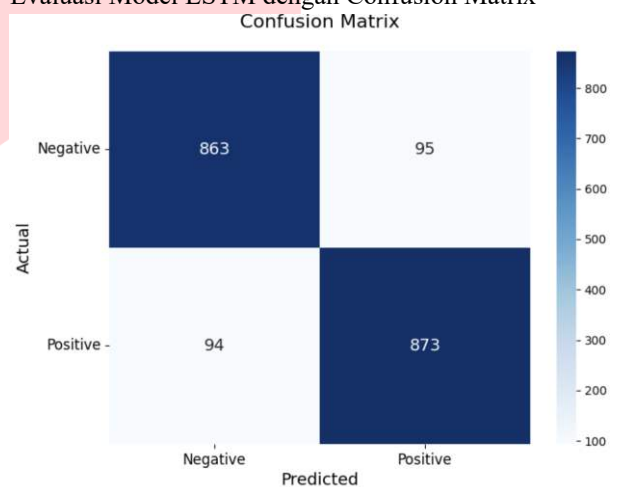
A. Implementasi algoritma LSTM

Penelitian ini menerapkan *algoritma Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan total 9.530 data yang dibagi menjadi dua set, yaitu data latih dan data uji. Sebanyak 80% dari total data (7.516 data) digunakan sebagai data latih untuk melatih model, sedangkan 20% (1.879 data) dialokasikan sebagai data uji untuk mengevaluasi kinerja model setelah proses pelatihan. Pembagian data ini bertujuan untuk menguji kemampuan model dalam mengenali pola dan melakukan generalisasi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



Gambar IV-1 splitting data

B. Evaluasi Model LSTM dengan Confusion Matrix



Gambar IV-2. confusion matrix

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi terhadap data aktual. Pada penelitian ini, confusion matrix diterapkan pada klasifikasi biner, dengan dua kelas: positif dan negatif.

a. Sentimen negatif

Klasifikasi berhasil mengidentifikasi benar sebanyak 863 data yang memang memiliki sentimen negatif (true negatif), namun terdapat 95 data yang negatif yang secara keliru diklasifikasi sebagai sentimen positif (false positif), hal ini menunjukkan bahwa meskipun model cukup andal dalam sebagian data negatif, masih terhadap peluang kesalahan dalam memprediksi.

b. Sentimen positif

Klasifikasi model mampu mengenali dengan tepat sebanyak 873 data yang benar berlabel positif (true positif), namun sebanyak 94 data positif gagal terdeteksi oleh model dan diklasifikasikan sebagai negative (false negatif)

```

=====
Detailed Classification Report:
=====
              precision    recall  f1-score   support

 Negative     0.9018     0.9008     0.9013     958
 Positive     0.9019     0.9028     0.9023     967

 accuracy          0.9018          0.9018          1925
 macro avg         0.9018     0.9018     0.9018     1925
 weighted avg      0.9018     0.9018     0.9018     1925
=====
    
```

Gambar IV-3. clasification report

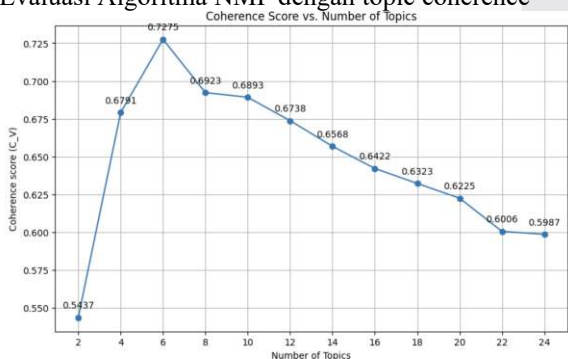
Berdasarkan Classification Report model menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 90%, yang berarti 90% prediksi sesuai dengan label yang sebenarnya. Nilai precision, recall, dan F1-score yang konsisten di kedua kelas menunjukkan stabilitas dan akurasi model. Selain itu, skor macro average dan weighted average yang mencapai 90% menunjukkan performa yang merata pada kedua kelas.

C. Implementasi Algoritma *Non-Negative Matrix Factorization*

Implementasi pemodelan topik menggunakan algoritma *Non-Negative Matrix Factorization* (NMF) dilakukan setelah data diproses dengan menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Pada tahap awal, teks diubah menjadi representasi numerik melalui proses TF-IDF untuk memperhitungkan pentingnya setiap kata dalam dokumen. Selanjutnya, NMF diterapkan pada hasil transformasi TF-IDF dengan menentukan jumlah komponen atau topik yang diinginkan, dalam hal ini sebanyak tujuh topik ( $n=components=6$ ).

Setelah model NMF berhasil dilatih (fit) pada data TF-IDF, dilakukan ekstraksi kata-kata kunci yang paling representatif untuk setiap topik. Kata-kata kunci ini dipilih berdasarkan bobot tertinggi yang dihasilkan dalam setiap komponen topik oleh NMF. Sebanyak tujuh kata utama per topik diekstraksi dan dicetak sebagai representasi dari masing-masing topik yang dihasilkan oleh model.

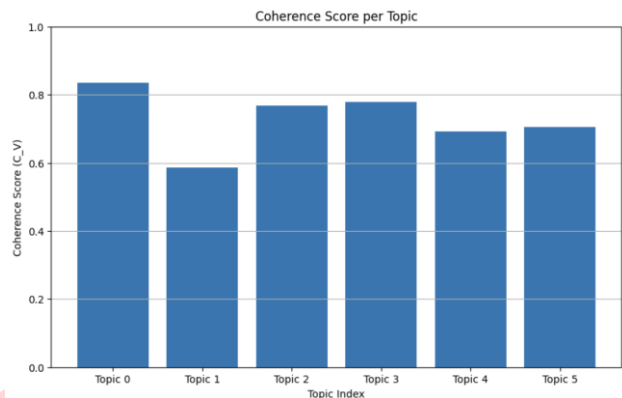
D. Evaluasi Algoritma NMF dengan topic coherence



Gambar IV-4. coherence pertopik

Berdasarkan grafik pada Gambar V-4, terlihat adanya peningkatan signifikan pada coherence score ketika jumlah topik meningkat dari 2 menjadi 6, dengan puncaknya mencapai nilai 0.7275 pada jumlah topik ke-6. Hal ini mengindikasikan bahwa model NMF berhasil menghasilkan topik yang lebih koheren dan mudah dipahami pada jumlah topik yang lebih rendah, khususnya antara 2 hingga 6 topik.

Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa model dapat mengidentifikasi tema-tema yang lebih terfokus dan saling terkait ketika jumlah topik lebih sedikit.



Gambar IV-5. coherence topik

Tabel V-2 nilai coherence setiap topik

Topik	coherence
Topik 0	0.8349
Topik 1	0.5855
Topik 2	0.7669
Topik 3	0.7794
Topik 4	0.6924
Topik 5	0.7060
Score Keseluruhan	0.7275

E. Analisis sentimen



Gambar IV-6. wordcloud sentimen positif

WordCloud pada gambar IV-6 menggambarkan distribusi frekuensi kata-kata yang berkontribusi terhadap sentimen positif dalam dataset yang dianalisis. Secara umum, kata-kata yang dominan seperti "aplikasi," "mudah," "bantu," dan "sekolah" mencerminkan fokus utama pada kemudahan penggunaan aplikasi serta manfaatnya dalam konteks pendidikan atau pengembangan diri. Kata "aplikasi" yang muncul sebagai salah satu kata terbesar menandakan bahwa platform atau alat berbasis aplikasi menjadi elemen penting dalam pengalaman positif pengguna. Selain itu, kata-kata seperti "terimakasih," "manfaat," "bagus," dan "paham" memperkuat indikasi bahwa pengguna merasakan kepuasan terhadap kegunaan aplikasi tersebut dalam membantu mereka mencapai tujuan atau mempelajari materi dengan lebih efisien.





Topik ini mencerminkan bahwa kepuasan pengguna terhadap layanan pelatihan dan sertifikasi yang diberikan, kata seperti "latih", "sekolah", "sertifikat", "program" dan "prakerja" menunjukkan bahwa pengguna merasa manfaat dari pelatihan yang diikuti. Selain itu, kata-kata seperti "terima kasih", "bagus", "mudah", dan "ilmu" menandakan bahwa pengguna menghargai kualitas konten pelatihan, kejelasan materi, serta dampak pembelajaran terhadap pengembangan diri.



Gambar IV-11. Topik 3

a. Topik 3 Negatif

Topik ini mencerminkan ketidakpuasan pengguna terhadap aplikasi, baik dari sisi teknis maupun sisi proses pembelajaran, meskipun sebagian tetap mengakui adanya manfaat, kata yang dominan muncul pada topik 3 negatif yaitu "error", "server", "lambat", dan "tidak puas" menunjukkan gangguan terhadap sistem yang menghambat akses konten pembelajaran, sehingga kurang maksimalnya belajar pengguna, meskipun ada manfaat dan terimakasih pada topik ini, konteksnya selalu diiringi dengan harapan atau permohonan perbaikan seperti kata "semoga", "mohon", dan "harap", selain masalah teknis, adanya kata "kelas", "ajar" dan "materi" juga menandakan perlunya peningkatan dalam konten dan penyampaian

b. Topik 3 Positif

Topik ini memperlihatkan bahwa mayoritas pengguna merasakan manfaat yang signifikan dari aplikasi, baik dari sisi konten pembelajaran maupun dampaknya terhadap pengetahuan dan keterampilan. Dominasi kata seperti "manfaat", "ilmu", "terima kasih", dan "tambah" menunjukkan bahwa pengguna menghargai nilai edukatif yang diberikan. Kata-kata seperti "mudah", "paham", "bantu", dan "bagus" mengindikasikan bahwa proses belajar melalui aplikasi dinilai efektif dan nyaman. Menariknya, kata "semoga", "sukses", dan "tambah" menandakan adanya harapan positif dan aspirasi terhadap pengembangan layanan di masa depan. Selain menyampaikan kepuasan terhadap hasil, pengguna juga menilai interaksi mereka dengan aplikasi secara emosional dan manusiawi.



Gambar IV-12. Topik 4

a. Topik 4 Negatif

Topik ini menunjukkan bahwa meskipun aplikasi bertujuan untuk membantu pembelajaran, banyak pengguna justru mengalami kendala yang menghambat efektivitas penggunaannya. Dominasi kata seperti "bantu", "mohon", "tolong", dan "respon" mencerminkan adanya permintaan dukungan atau keluhan terhadap ketidakterpenuhannya harapan pengguna dalam proses belajar. Masalah teknis

seperti "login", "buka", "gagal", dan "akun" mengindikasikan bahwa akses terhadap aplikasi seringkali bermasalah, menyebabkan frustrasi dan mengganggu keberlangsungan pelatihan.

Selain itu, kata "prakerja", "program", dan "sertifikat" menunjukkan bahwa kendala ini terjadi dalam konteks program pelatihan formal, yang semestinya memberikan nilai tambah namun justru menjadi sumber ketidakpuasan. Secara keseluruhan, pengguna merasa bahwa kegunaan aplikasi belum optimal dalam menunjang proses belajar, terutama karena terbatasnya aksesibilitas, bantuan teknis, dan kejelasan proses.

b. Topik 4 Positif

Pengguna dengan persepsi positif menilai bahwa aplikasi memiliki kontribusi nyata dalam membantu proses pembelajaran secara praktis dan efektif. Kata-kata seperti "bantu", "terima kasih", "mudah", dan "paham" menggambarkan pengalaman positif yang dirasakan pengguna, baik dalam memahami materi, mengakses fitur, maupun menyelesaikan pelatihan. Kehadiran kata "aplikasi", "program", "latih", dan "sertifikat" menandakan bahwa fitur-fitur utama aplikasi berfungsi dengan baik dalam mendukung kegiatan belajar, khususnya dalam konteks program Prakerja dan pelatihan keterampilan. Selain itu, kata "tambahan", "wawasan", dan "sukses" mencerminkan manfaat jangka panjang yang dirasakan pengguna, serta harapan terhadap keberlanjutan dan pengembangan layanan di masa depan. Temuan ini menunjukkan bahwa aplikasi dipandang efektif sebagai sarana pembelajaran digital adaptif.



Gambar IV-13. Topik 5

c. Topik 5 Negatif

Topik 5 negatif ini mencerminkan berbagai keluhan yang dialami oleh pengguna baik dalam mengakses aplikasi maupun menggunakan aplikasi, yang berdampak langsung terhadap efektifitas proses pembelajaran. Kata yang muncul "error", "login", "server", "update" dan "lemot" menunjukkan bahwa masalah yang paling dominan berkaitan dengan performa sistem termasuk pada kesulitan masuk ke aplikasi, lambatnya proses loading, serta adanya gangguan server.

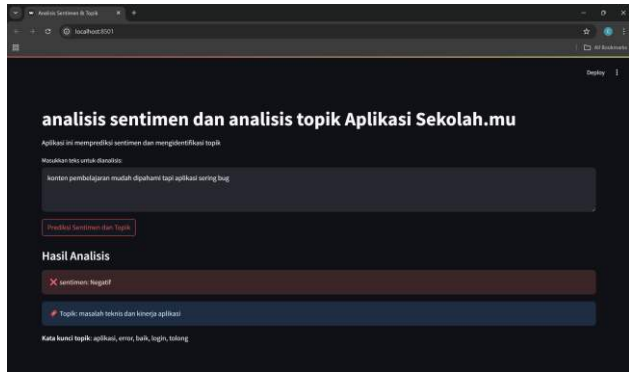
Kemunculan kata "tolong", "kecewa", "buruk" dan "parah" menandakan adanya kekecewaan yang cukup tinggi, yang bahkan disertai dengan bantuan ataupun complain langsung. Meskipun terdapat kata baik dalam wordcloud ini, konteksnya kemungkinan besar digunakan dalam perbandingan atau harapan, hal ini pentingnya perbaikan dalam kualitas teknis responsivitas sistem, serta penyedia dukungan pengguna yang lebih cepat dan efisien

d. Topik 5 Positif

dari sisi positif, pengguna menilai aplikasi secara umum memiliki performa yang baik dan mendukung pembelajaran dengan lancar. Dominasi kata seperti "baik", "mudah", "lancar", dan "keren" menunjukkan apresiasi terhadap kemudahan penggunaan, stabilitas sistem, dan kenyamanan dalam mengakses materi.

Kata seperti "materi", "webinar", "program", dan "latih" mengindikasikan bahwa fitur pembelajaran telah dijalankan dengan optimal dan memberikan pengalaman belajar yang positif. Selain itu, munculnya kata "rekomendasi", "tolong", dan "semoga" juga mencerminkan adanya harapan pengguna agar aplikasi terus dikembangkan dan dapat memberikan manfaat lebih luas di masa depan.

#### G. Penerapan Streamlit untuk prediksi



Gambar IV-14. Streamlit

Dalam pengembangan analisis sentimen, penulis menggunakan Streamlit sebagai framework untuk melakukan prediksi sentimen terhadap ulasan yang dimasukkan oleh pengguna. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk mengetikkan ulasan pada kolom input yang disediakan, kemudian aplikasi akan menganalisis dan memberikan hasil prediksi mengenai sentimen positif atau negatif. Antarmuka aplikasi dirancang sederhana dan intuitif, sehingga pengguna hanya perlu memasukkan teks ulasan dan menekan tombol prediksi untuk memperoleh hasil. Tampilan aplikasi ini dapat dilihat pada gambar berikut.

## V. KESIMPULAN DAN SARAN

### A. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan keberhasilan penerapan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Negative Matrix Factorization* (NMF) dalam menganalisis ulasan pengguna aplikasi sekolah.mu. Model LSTM menunjukkan akurasi sebesar 90%, dengan kinerja yang stabil dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif. Hasil dari confusion matrix mengindikasikan bahwa meskipun terdapat beberapa kesalahan dalam klasifikasi, model ini dapat mengidentifikasi pola sentimen dengan baik. Selanjutnya, Penerapan algoritma *Non-Negative Matrix Factorization* (NMF) berhasil mengidentifikasi 6 topik utama dari ulasan pengguna aplikasi Sekolah.mu. Topik-topik tersebut mencakup layanan aplikasi, kualitas aplikasi, pelatihan prakerja dan sertifikasi, manfaat yang diperoleh, kegunaan aplikasi dalam pembelajaran, dan masalah teknis serta kinerja aplikasi. Evaluasi menggunakan coherence score menunjukkan bahwa nilai tertinggi sebesar 0,7275 pada enam topik, yang mencerminkan topik yang dihasilkan cukup koheren dan bermakna.

Analisis sentimen terhadap topik-topik yang dihasilkan menunjukkan bahwa dominasi sentimen positif terdapat pada topik terkait layanan aplikasi, kualitas aplikasi, dan manfaat yang diperoleh. Sementara itu, dominasi sentimen negatif

lebih banyak ditemukan pada topik yang membahas masalah teknis dan kinerja aplikasi, yang menyoroti adanya keluhan terkait pelaksanaan program prakerja, keterlambatan sertifikasi serta kendala teknis seperti error, gangguan login dan performa sistem dan server.

Untuk mendukung interpretasi hasil, visualisasi wordcloud digunakan untuk memperjelas kata-kata kunci yang dominan dalam masing-masing sentimen. Selain itu, penerapan streamlit memungkinkan pengguna untuk melakukan prediksi sentimen, memperluas pemanfaatan model ke dalam aplikasi yang mudah digunakan.

### B. Saran

Saran yang di berikan pada penelitian ini

- Untuk memperoleh hasil yang lebih komprehensif pada pemodelan topik, penggunaan jumlah topik yang lebih banyak dalam model NMF, Peneliti dapat menguji berbagai nilai parameter untuk jumlah topik, serta mengintegrasikan teknik lain seperti LDA (Latent Dirichlet Allocation) atau BERTTopic untuk membandingkan hasil topik yang dihasilkan.
- Penelitian selanjutnya diharapkan untuk mengambil data dari berbagai platform selain google play store agar dapat memberikan perspektif yang lebih luas terhadap sentimen pengguna aplikasi
- Penelitian selanjutnya juga disarankan untuk memperpanjang periode pengumpulan data atau mempertimbangkan data lebih awal guna mempelajari perubahan tren sentimen dari waktu ke waktu agar dapat mengidentifikasi pola sentimen yang berkembang
- Untuk meningkatkan akurasi model sentimen diharapkan untuk mengeksplorasi penggunaan model berbasis deep learning yang lebih canggih seperti transformer, BERT ataupun LLM
- Penelitian lebih lanjut diharapkan mendapatkan dataset yang lebih besar luas dan beragam untuk meningkatkan generalisasi model.

## REFERENSI

- [1] a. P. A. Fiestasari, "PENGARUH TOTAL QUALITY MANAGEMENT, KUALITAS PELAYANAN, DAN HARGA PRODUK TERHADAP KEPUASAN PELANGGAN PROGRAM GURU MERDEKA BELAJAR DI PLATFORM SEKOLAH.MU," *journal or quality management*, 2021.
- [2] N. G. G. Y. C. D. R. D. R. Fikri Fahu Roji, "Review Analysis of SatuSehat Application Using Support Vector Machine and Latent Dirichlet Allocation Modeling," *JURNAL RISTEC : Research in Information Systems and Technology*, vol. 4, 2023.
- [3] E. N. Adielia Amanda, "ANALISIS SENTIMEN DAN PEMODELAN TOPIK PADA TWEET TERKAIT DATA BADAN PUSAT STATISTIK," *urnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika)*, vol. 6, 2023.
- [4] F. H. Fitroh, "Systematic Literature Review: Analisis Sentimen Berbasis Deep Learning," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, 2023.

- [5] S. H. W. ., N. Y. S. Ersas Sa'dul Asyhar, "Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Terhadap Ulasan Aplikasi Jenius Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Latent Dirichlet Allocation," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2024.
- [6] A. B. R. d. S. N. Herjuna Ardi Prakosa, "Analisis sentimen dan pemodelan topik pandemi Covid-19 pada media sosial Twitter menggunakan Naïve Bayes Classifier dan Latent Dirichlet Allocation.," *jnanaloka*, 2021.
- [7] A. A. T. S. Muhammad Musa Isa, "A Review of the Applications in Text Mining and Natural Language Processing (NLP)," *NDA Journal of Military Science and Disciplinary Studies*, 2022.
- [8] M. I. R. W. S. M. I. Z. A. S. Azzahra Nur Oktavia, "Implementasi Metode Natural Language Processing Dalam Studi Analisis Semantik Dan Emosi Buzzer Pada Tweet Di Aplikasi X," 2024.
- [9] Y. A. Singgalen, "Understanding Hotel Customer Experience through User-Generated Reviews using Knowledge Discovery in Databases (KDD)," 2024.
- [10] H. F. Abdulkadir Abdulahi Hasan, "Data Mining in Education: Discussing Knowledge Discovery in Database (KDD) with Cluster Associative Study," 20221.
- [11] U. E. ., Y. U. Dina Amelia Alzahra, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Klik Indomaret Pada Google Play Menggunakan Support Vector Machine," 2023.
- [12] Y. R. S. Risha Nur Mauliza, "Penerapan Text Mining Dalam Menganalisis Pendapat Masyarakat Penerapan Text Mining Dalam Menganalisis Pendapat Masyarakat," 2024.
- [13] M. H. I. M. R. U. U. Abdur Rohim, "Penerapan Metode Text Mining dengan Chatbot Questions And Answer pada PT PLN (Persero) Sumatera Selatan," 2023.
- [14] S. H. W. ., N. Y. S. Ersas Sa'dul Asyhar, "Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Terhadap Ulasan Aplikasi Jenius Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Latent Dirichlet Allocation," 2024.
- [15] S. A. M. I. S. Gilbert Darmawan, "ANALISIS SENTIMEN BERDASARKAN ULASAN PENGGUNA APLIKASI MYPERTAMINA PADA GOOGLE PLAYSTORE MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES," 2023.
- [16] S. Mutmainah, "Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Aplikasi Telemedicine Pada Google Play Menggunakan BiLSTM dan LDA," 2023.
- [17] R. M. A. B. Refianti, "A Lexicon-Based Long Short-Term Memory (LSTM) Model for Sentiment Analysis to Classify Halodoc Application Reviews on Google Playstore," 2024.
- [18] S. F. M. Sudriyanto, "Evaluasi Model Jaringan Saraf Tiruan Berbasis LSTM dalam Memprediksi Fluktuasi Harga Bitcoin," 2024.
- [19] N. R. Jayanti, "Analisis Sentimen Review Aplikasi Identitas Kependudukan Digital Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," 2024.
- [20] R. A. Saputra, "Analisis Sentimen Aplikasi Tokocrypto Berdasarkan Ulasan Pada Google Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes," 2024.
- [21] C. C. Dan, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Mobile Jkn Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," 2024.
- [22] M. Djufri, "PENERAPAN TEKNIK WEB SCRAPING UNTUK PENGGALIAN POTENSI PAJAK (Studi Kasus pada Online Market Place Tokopedia, Shopee dan Bukalapak)," 2020.
- [23] S. F. Pane, "Pemodelan Machine Learning : Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan PPKM Menggunakan Data Twitter," 2022.
- [24] S. Khomsah, "Model Text-Preprocessing Komentar Youtube Dalam Bahasa Indonesia," 2020.
- [25] K. P. C. Kalaiarasan, "“Web Services Performance Prediction with Confusion Matrix and K-Fold Cross Validation to Provide Prior Service Quality Characteristics”," 2024.
- [26] I. D. A. R. L. M. H. Kartikadyota Kusumaningtyas, "Analisis Tren Topik dalam Ulasan Negatif Aplikasi M-Banking," 2024.
- [27] E. Helmud, "Classification Comparison Performance of Supervised Machine Learning Random Forest and Decision Tree Algorithms Using Confusion Matrix," 2024.
- [28] R. P. F. Afidh, "Pemodelan Topik Menggunakan n-Gram dan Non-negative Matrix Factorization," 2023.
- [29] R. Bagheri, "Topic Modeling on System Thinking Themes Using Latent Dirichlet Allocation , *Non-Negative Matrix Factorization* and BER Topic," 2023.
- [30] I. N. Switrayana, "Sentiment Analysis and Topic Modeling of Kitabisa Applications using Support Vector Machine (SVM) and Smote-Tomek Links Methods," 2023.
- [31] O. Babalola, "Comprehensive Evaluation of LDA , NMF , and BERTopic ' s Performance on News Headline Topic Modeling," 2024.
- [32] Y. Kustiyahningsih, "Penggunaan Latent Dirichlet Allocation (LDA) dan Support-Vector Machine (SVM) Untuk Menganalisis Sentimen Berdasarkan Aspek Dalam Ulasan Aplikasi EdLink," 2024.
- [33] S. J. Blair, "Aggregated topic models for increasing social media topic coherence," 2020.