

**Analisis Sentimen Ulasan Pengguna
Aplikasi Traveloka di Google Play Store Menggunakan LSTM**

Tugas Akhir

diajukan untuk memenuhi salah satu syarat

memperoleh gelar sarjana

dari Program Studi Informatika

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

1301190243

Muhammad Satria Pradananta



Program Studi Sarjana Informatika

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

Bandung

2023

LEMBAR PENGESAHAN

**ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI TRAVELOKA DI
GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN LSTM**

**Sentiment Analysis of Traveloka Applications User Reviews on
Google Play Store Using LSTM**

NIM : 1301190243

Muhammad Satria Pradananta

Tugas akhir ini telah diterima dan disahkan untuk memenuhi sebagian syarat memperoleh gelar pada Program Studi Sarjana Informatika

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

Bandung, 31/Agustus/2023

Menyetujui

Pembimbing I,



Dr. Kemas Muslim L., S.T., M.ISD.

NIP : 13820075

Ketua Program Studi
Sarjana Informatika,



Dr. Erwin Budi Setiawan, S.Si., M.T.

NIP: 00760045

LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya, Muhammad Satria Pradananta, Dengan ini saya nyatakan bahwa tugas akhir saya, Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Traveloka Berdasarkan Google Play Store Menggunakan Metode LSTM, dan seluruh isinya adalah hasil karya saya sendiri, dan saya tidak melakukan plagiat, yang bertentangan dengan aturan integritas ilmiah yang berlaku dalam komunitas ilmiah. Dalam hal buku TA kemudian diketahui terdapat pelanggaran etika ilmiah atau jika ada pihak lain yang menyatakan bahwa karya tersebut tidak sah, saya bersedia menerima risiko dan denda yang mungkin dikenakan.

Bandung, 12/Juli/2023

Yang Menyatakan



Muhammad Satria Pradananta

Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Traveloka di Google Play Store Menggunakan LSTM

Muhammad Satria Pradananta¹, Kemas Muslim Lhaksmana²

^{1,2}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹satriapradananta@students.telkomuniversity.ac.id, ²kemasmuslim@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Sebelum mengunduh suatu aplikasi, konsumen sering kali membaca ulasan yang diberikan oleh pengguna lain dan memeriksa reputasi aplikasi tersebut di Google Play Store. Namun, terkadang ada perbedaan antara frasa ulasan yang ditulis pengguna dan penilaian. Di sisi lain, perangkat lunak diperlukan untuk menafsirkan berbagai jenis ulasan secara akurat. Analisis sentimen terhadap ulasan pengguna sangat penting agar pemilik program dapat memutuskan tindakan di masa depan. Analisis sentimen digunakan dalam penelitian ini untuk melihat evaluasi pengguna terhadap aplikasi Traveloka di Google Play Store. Pendekatan LSTM (Long Short-Term Memory) digunakan dalam penelitian user review ini. Lebih dari 1.000 evaluasi pengguna terhadap aplikasi Traveloka Indonesia di Google Play dilihat untuk menentukan rating yang disarankan. Hasil analisis LSTM memiliki tingkat akurasi sebesar 80%.

Kata kunci : Play Store, Sentimen Analisis, Traveloka.

Abstract

Before downloading an application, consumers often read reviews provided by other users and check the app's reputation on the Google Play Store. However, sometimes there is a disparity between the phrases used in user reviews and the actual ratings. On the other hand, software is required to accurately interpret various types of reviews. Sentiment analysis of user reviews is crucial for program owners to make informed decisions in the future. In this study, sentiment analysis was employed to examine user evaluations of the Traveloka app on the Google Play Store. The Long Short-Term Memory (LSTM) approach was utilized for this user review research. Over 1,000 user evaluations of the Traveloka Indonesia app on Google Play were examined to determine the suggested rating. The LSTM analysis yielded an accuracy rate of 80%.

Keywords: Play Store, Sentiment Analysis, Traveloka.

1. Pendahuluan

Teknik memahami, mengambil, dan memproses input tekstual secara otomatis untuk mendapatkan data sentimen dari frasa opini dengan nilai sentimen tinggi atau negatif dikenal dengan istilah analisis sentimen atau penambangan opini [1]. Perasaan positif dan negatif adalah satu-satunya faktor yang dimasukkan dalam analisis tingkat kalimat; komponen kalimatnya tidak. Menemukan elemen dan menentukan apakah elemen tersebut menguntungkan atau buruk diperlukan untuk studi yang lebih menyeluruh. Memori Jangka Pendek Panjang (LSTM) adalah sejenis pembelajaran mesin yang dibangun berdasarkan teknik Jaringan Neural Berulang yang menggunakan percikan mesin pemrosesan data yang kuat untuk meramalkan keadaan mesin saat ini [2]. Hal ini ditunjukkan oleh Dong dkk. bahwa LSTM lebih unggul daripada metode lain seperti regresi Naive Bayesian dan dapat dianggap sebagai solusi yang layak [3]. Karena kapasitasnya untuk penyimpanan memori jangka panjang secara simultan, jaringan LSTM adalah pilihan optimal. Korelasi yang kompleks antar data juga memberikan informasi penting untuk mengetahui RUL [4]. Dalam pekerjaan ini, pemodelan dilakukan dengan menggunakan teknik LSTM untuk meramalkan keadaan motor 10 kV.

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Shinta Prima Astuti terkait analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan Google Play Store pengguna terhadap aplikasi Tokopedia menggunakan metode Naive Bayes dan LDA. Analisis sentimen dengan tingkat akurasi sebesar 92.5% [5]. Penelitian yang dilakukan oleh A. Bhoi dan S. Joshi terkait analisis sentimen berbasis aspek dengan menggunakan model machine-learning dan deep-learning [6] yang menggunakan model machine-learning dengan metode ETC yang menghasilkan akurasi 70.2% pada aspek kategori 'tech' dan 63.6% untuk aspek 'food' yang memiliki hasil terbaik dari semua teknik model machine learning. Sedangkan pada penelitian [7] oleh Andi Suciati dan Indra Budi terkait analisis sentimen berbasis aspek dengan dataset bahasa yang campur. yang berhasil mendapatkan akurasi yang baik untuk algoritma ETC dengan akurasi 92.09% dan yang terendah 88.40%.

Aplikasi-aplikasi kesehatan untuk memberikan layanan telemedicine kepada masyarakat sangat banyak. Salah satu contohnya yaitu aplikasi Halodoc sebagai salah satu aplikasi telemedicine terpopuler di Indonesia [8]

yang sekarang lagi sangat membantu masa pandemi covid-19 [9]. Pengguna dapat bertatap muka secara online dengan memanfaatkan video call dengan dokter, alat chatting, telepon, atau keduanya [10]. Namun, pengguna juga dapat memberikan masukan terhadap aplikasi pada berbagai elemen dokter, layanan, sistem, fasilitas, dan hal lainnya. Calon pelanggan menggunakan evaluasi ini untuk mempelajari kelebihan dan kekurangan aplikasi sambil membuat pilihan tentang cara menyediakan layanan kesehatan. Hal ini ditunjukkan oleh jajak pendapat BrightLocal yang menemukan 87% pelanggan mempercayai ulasan internet [11].

Berdasarkan paparan diatas, Analisis sentimen akan dilakukan pada tingkat aspek terhadap ulasan pelanggan pada aplikasi Traveloka menggunakan algoritma LSTM.

Adapun batasan masalah pada penelitian ini, khususnya, hanya berkonsentrasi pada evaluasi pengguna terhadap aplikasi Traveloka di Google Play Store. dan tidak mempertimbangkan ulasan pengguna di platform lain seperti App Store atau website resmi Traveloka. Penelitian ini hanya memperhitungkan ulasan pengguna yang berkaitan dengan aplikasi Traveloka, tidak mempertimbangkan ulasan pengguna yang berkaitan dengan layanan atau produk lain yang ditawarkan oleh Traveloka. Penelitian ini hanya memperhitungkan ulasan pengguna yang berbahasa Indonesia dan tidak mempertimbangkan ulasan pengguna dalam bahasa lain, lalu hanya memperhitungkan ulasan pengguna yang diberikan pada periode tertentu, dan hanya memperhitungkan ulasan pengguna yang diberikan oleh pengguna aktif aplikasi Traveloka.

Melalui analisis sentimen terhadap evaluasi pengguna di Google Play Store, penelitian ini berupaya memastikan seberapa puas pengguna terhadap aplikasi Traveloka serta kelebihan dan kekurangan aplikasi Traveloka melalui analisis sentimen ulasan pengguna, memberikan masukan kepada Pengembang aplikasi Traveloka harus meningkatkan fungsionalitas dan fitur aplikasi agar dapat lebih memenuhi keinginan dan preferensi pelanggan serta memberikan layanan yang lebih baik. dan layanan aplikasi Traveloka kepada pengguna dengan memperhatikan keluhan dan saran pengguna yang terungkap melalui analisis sentimen ulasan pengguna, dan menjadi acuan bagi pengembang aplikasi lain yang ingin meningkatkan kualitas aplikasi dan pelayanannya kepada pengguna.

2. Studi Terkait

Pada tahun 2022, penelitian akan menggunakan teknik Support Vector Machine (SVM) untuk melakukan analisis sentimen terhadap review pengguna aplikasi OLX di Google Play Store. memeriksa pendapat, perasaan, penilaian, sikap, dan emosi orang mengenai suatu objek tertentu, seperti produk, layanan, organisasi, orang, isu, peristiwa, tema, dan sifat-sifatnya dikenal dengan istilah analisis sentimen. Temuan penelitian ini akan sangat membantu pemilik aplikasi dalam pengambilan keputusan di masa depan. 2.500 ulasan pengguna program OLX dari Google Play Store digunakan dalam penelitian ini. Ada berbagai langkah dalam proses penelitian. Data review terlebih dahulu harus melalui Pelipatan kasus, filtering, tokenisasi, stopwords, istilah slang, dan stemming. Teknik Kemudian TfidfVectorizer digunakan untuk mengubah kalimat menjadi vektor dan mengubah teks menjadi vektor. Data dibagi menjadi dua kategori pada baris kedua: data pelatihan (80%) dan data pengujian (20%). Hal ini dilakukan untuk menguji dan memvalidasi model yang dibangun. Pada tahap terakhir, dilakukan pembangunan model menggunakan algoritma SVM. Hasil akurasi yang diperoleh dari penelitian ini mencapai 85%. Selain itu, nilai negatif untuk akurasi ditemukan sebesar 86%, nilai positif sebesar 82%, dan nilai negatif untuk perolehan kembali ditemukan sebesar 91%, nilai positif sebesar 73%. Nilai f1-score yang dihasilkan sebesar 85%. Menurut analisis sentimen evaluasi pengguna terhadap aplikasi OLX di Play Store, terdapat lebih banyak peringkat negatif daripada positif. Untuk meningkatkan kualitas dan kebahagiaan pengguna di masa depan, pemilik aplikasi mungkin dapat memanfaatkan hasil ini sebagai bahan penilaian.

Pada penelitian lain [13] pada tahun 2021, Analisis sentimen merupakan ilmu untuk menggali emosi seseorang berdasarkan teks yang diekstraksi. Salah satu dari banyak keuntungan analisis sentimen adalah kemampuan untuk menentukan apakah konsumen menyukai produk tersebut, yang mungkin merupakan informasi berguna untuk mengembangkan produk dan layanan baru. Kelemahan dalam penelitian analisis sentimen sebelumnya adalah bahwa metode Naive Bayes, yang diperbaiki menggunakan algoritma genetika, digunakan dalam penelitian untuk menyempurnakan temuan penelitian sebelumnya. Berdasarkan hasil penelitian, tidak ditemukan aplikasi yang overfitting atau underfitting, nilai rata-rata pada penelitian ini lebih baik dari penelitian sebelumnya, dan algoritma Naive Bayes yang telah diperbaiki oleh algoritma genetika dapat digunakan sebagai metode klasifikasi untuk analisis sentimen. Kemajuan analisis sentimen untuk aplikasi di Google Play Store sangat terbantu oleh penelitian ini. Menggabungkan metode Naive Bayes dengan teknik lainnya dan algoritma genetika, penelitian ini berhasil meningkatkan hasil penelitian sebelumnya dan memberikan solusi yang lebih baik dalam melakukan klasifikasi sentimen terhadap ulasan aplikasi. Hasil penelitian ini memiliki potensi untuk digunakan dalam pengembangan produk dan pengambilan keputusan bisnis di masa depan. Dengan memahami sentimen pengguna terhadap aplikasi, pengembang dan pemilik bisnis dapat mengidentifikasi kelebihan dan kekurangan produk mereka dan melakukan perbaikan yang diperlukan untuk meningkatkan kepuasan pelanggan.

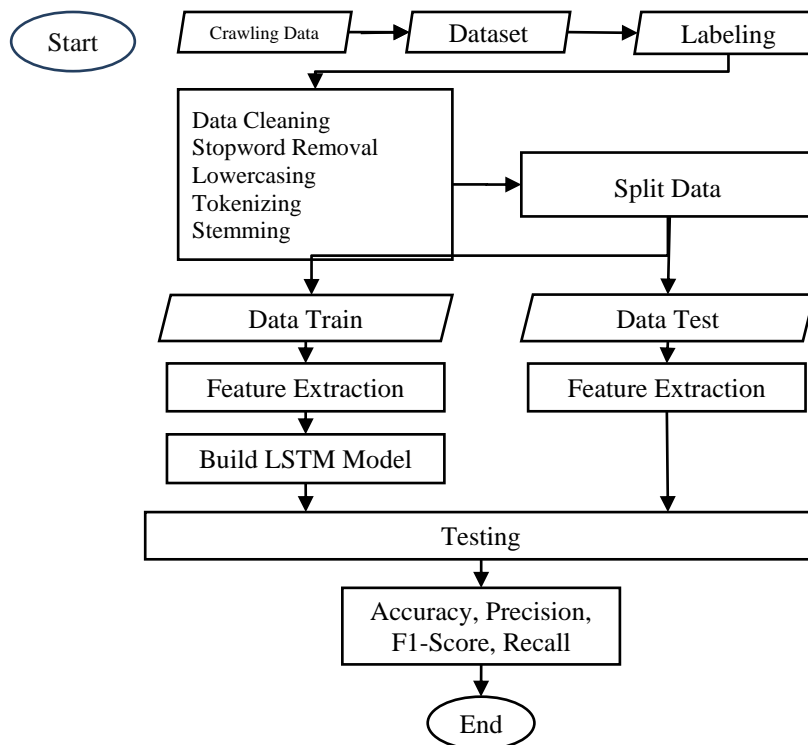
Berdasarkan penelitian [14] guna menggunakan teknik untuk melakukan analisis sentimen pada aplikasi Gojek di Playstore, pelajari Vector Quantization (LVQ). Aplikasi Gojek merupakan salah satu platform transportasi online yang populer di Indonesia. Pengguna Playstore dapat memberikan penilaian dan komentar terhadap aplikasi yang mereka gunakan, dan fitur ini memungkinkan dilakukannya analisis sentimen untuk mengetahui pendapat publik terhadap aplikasi tersebut. Pengumpulan dan pelabelan data adalah tahap pertama dalam penyelidikan ini. Tiga label—positif, netral, dan negatif—bersama dengan 900 data digunakan dalam penyelidikan ini. Selain itu, pendekatan Term Frekuensi (TF) digunakan untuk prapemrosesan dan analisis pembobotan. Teknik Learning Vector Quantization (LVQ) kemudian digunakan untuk melakukan prosedur klasifikasi. Pendekatan Confusion Matrix digunakan untuk menilai temuan penelitian. Berdasarkan prosedur dan hasil pengujian, akurasi dicapai sebesar 84,44% dengan membandingkan 90% data pelatihan dan 10% data pengujian. Sebagian besar pendapat yang dikumpulkan bersifat positif. Aplikasi Gojek di Playstore akan mendapatkan manfaat dari analisis sentimen yang dikembangkan oleh penelitian ini. Penelitian ini berhasil mengidentifikasi secara akurat sentimen pengguna terhadap program dengan menggunakan pendekatan Learning Vector Quantization (LVQ). Temuan penelitian ini semoga bermanfaat bagi mereka yang membuat aplikasi Gojek dalam memahami pendapat publik dan meresponsnya secara tepat. Dengan mengetahui sentimen pengguna, pengembang dapat melakukan perbaikan atau peningkatan pada aplikasi untuk meningkatkan kepuasan pengguna dan memperkuat posisi Gojek sebagai salah satu platform transportasi online terkemuka di Indonesia.

Sedangkan menurut penelitian [15] yang bertujuan untuk memberikan informasi kepada pengguna mengenai hasil pengamatan sentimen dari berbagai ulasan user aplikasi di Google Play Store dan mengurutkan aplikasi dalam kategori tertentu berdasarkan hasil terbaik dari analisis sentimen, Saat ini Google Play Store memiliki lebih dari 2,77 juta aplikasi mobile, dan banyak orang yang menggunakan aplikasi tersebut memberikan ulasan setelah menggunakannya. Ulasan dari pengguna dapat digunakan sebagai ilustrasi pengalaman penggunaan aplikasi bagi calon pengguna yang akan mengunduh aplikasi tersebut. Penelitian ini menggunakan 500 data ulasan dari setiap aplikasi berdasarkan filter yang paling relevan. Hasil klasifikasi akan dievaluasi menggunakan matriks kebingungan (confusion matrix). Hasil penelitian ditampilkan dalam aplikasi Android yang dibuat dengan menggunakan bahasa pemrograman JavaScript dan framework React Native. Berdasarkan hasil pengujian, kernel RBF yang menggunakan campuran 80% data pelatihan dan 20% data pengujian memiliki kinerja terbaik dalam hal komputasi. 73,35% pada skala F1, dengan akurasi 73,97% dan presisi 76,53% nilai recall sebesar 71,57%. Studi ini membantu pembuatan program yang menganalisis ulasan pengguna di Google Play Store berdasarkan emosi mereka. Penelitian ini berhasil mengklasifikasikan emosi ulasan pengguna secara akurat menggunakan teknik Support Vector Machine (SVM). Temuan penelitian ini dapat membantu konsumen mempelajari lebih lanjut tentang nada evaluasi pengguna terhadap aplikasi di Google Play Store. Selain itu, pengembang aplikasi juga dapat menggunakan hasil analisis sentimen ini sebagai masukan dalam pengembangan dan perbaikan aplikasi mereka, sehingga meningkatkan kualitas dan kepuasan pengguna.

Khusus mengenai karya cipta berupa aplikasi Playstore yang memuat lagu atau musik milik orang lain, penelitian [16] yang membahas dampak Tindakan pembajakan melanggar hak cipta pencipta lagu yang dilindungi Undang-Undang Nomor 28 Tahun 2014, sesuai dengan perkembangan teknologi internet Indonesia tentang pelanggaran hak cipta. Penelitian ini terfokus pada permasalahan bahwa aturan Undang-undang Nomor 19 Tahun 2016 belum sepenuhnya jelas. Unsur-unsur teoritis yang diperlukan diselidiki dan dinilai dengan menggunakan teknik hukum normatif yang digunakan dalam karya ini. Sumber hukum utama, sekunder, dan relevan mengenai peristiwa hukum yang berkaitan dengan penelitian ini merupakan data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini. Data dikumpulkan menggunakan pendekatan konseptual dan studi kepustakaan. Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji fenomena pembajakan karya lagu melalui aplikasi di Playstore dan menganalisis konsep hukum yang terkait. Melalui penelitian ini, penulis berharap dapat memberikan pemahaman yang lebih baik tentang isu pembajakan karya lagu di Indonesia serta memberikan kontribusi dalam pengembangan kerangka hukum yang lebih jelas dan efektif dalam melindungi hak cipta para pencipta lagu. Penelitian ini memiliki relevansi yang penting dalam menjaga dan melindungi hak cipta di era digital saat ini. Temuan penelitian ini dapat dijadikan pedoman oleh pemerintah dan lembaga yang bersangkutan untuk mengembangkan keputusan yang lebih baik dalam aplikasi Playstore sedang diawasi karena pelanggaran hak cipta.

3. Sistem yang Dibangun

Perancangan sistem tugas akhir ini menggabungkan metode untuk mengklasifikasikan rating Traveloka yang ada ke dalam kategori buruk, netral, dan sangat baik. Untuk klasifikasi ini, ada beberapa tahapan yang harus diselesaikan antara lain pengumpulan data, preprocessing, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan penilaian. Langkah-langkah tersebut adalah sebagai berikut jika flowchart dibuat dengan urutan sebagai berikut.



Gambar 3.1. Flow Chart Desain Sistem

3.1 Data Crawling

Proses ini menggunakan modul google play scraper yang tersedia pada Python. Dokumen atau kumpulan informasi yang digunakan dalam penyelidikan ini berasal *review* aplikasi Traveloka di Google Playstore yang terdiri dari content dan score, content berisikan teks *review* dari user, sedangkan score berisi nilai rating aplikasi, dimulai dari nilai 1 sampai nilai 5. Catatan ini akan berfungsi sebagai data latihan dan tes. Ada lebih dari 1000 kumpulan data secara keseluruhan, dengan data pelatihan mencakup 80% kumpulan data dan data pengujian sebesar 20%. Selanjutnya untuk pembagian nilai pada total data masing-masing data bernilai 1 berjumlah 2444, nilai 2 berjumlah 403, nilai 3 berjumlah 614, nilai 4 berjumlah 1534, dan nilai 5 berjumlah 12374.

3.2 Pelabelan Data

Labeling diambil berdasarkan skor yang diberikan oleh pengguna aplikasi traveloka. Terdapat lima label berdasarkan skor atau rating ulasan, yaitu 1, 2, 3, 4 dan 5. Data yang terdapat pada nilai 1 meliputi ulasan pengguna yang Sangat Tidak Puas, data yang termasuk dalam nilai 2 berisi ulasan pengguna yang Tidak Puas, dan data yang termasuk dalam nilai 3 berisi ulasan pengguna yang Netral. Data yang memuat penilaian kepuasan pelanggan disajikan pada nilai 4. Sedangkan data pada nilai 5 merupakan data yang memuat Sangat Puas pada aplikasi traveloka.

3.3 Preprocessing

Preprocessing adalah proses pengolahan review traveloka di playstore. Adapun preprocessing ini diawali dengan Data Cleaning, Stopword Removal, Lowercasing, Tokenizing, Stemming,

3.3.1 Data Cleaning

Data Cleaning menghilangkan gangguan atau kesalahan dari data adalah proses pembersihan data. Kebisingan dapat berbentuk karakter yang tidak diinginkan, yang dapat dihilangkan dengan menghapus spasi tambahan, tanda baca, simbol, dan huruf abjad dari data teks. Selain itu, ganti pemendekan dengan jangka waktu penuh. Data cleaning dilakukan untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen dengan menghilangkan noise yang dapat mengganggu proses pengolahan data.

3.3.2 Stopword Removal

Stopword Removal adalah metode penghilangan arti yang tidak bermakna penting dari teks. Kata-kata tersebut disebut stopwords. Contoh stopwords adalah kata-kata seperti "dan", "itu", "dari", dan lainnya. Penghilangan stopwords dilakukan untuk mengurangi dimensi dari teks dan meningkatkan efisiensi proses pengolahan data.

3.3.3 Lowercasing

Lowercasing adalah karakter teks huruf kecil dibuat dengan prosedur ini. Lowercasing dilakukan untuk menghilangkan perbedaan antara huruf besar dan kecil. Misalnya, kata "Book" dan "book" akan dianggap sama setelah dilakukan lowercasing tujuannya untuk mempermudah proses setelahnya.

3.3.4 Tokenizing

Tokenizing adalah metode tokenisasi, atau pembagian teks menjadi potongan-potongan kecil, yaitu dengan cara memisahkan teks dokumen menjadi serangkaian atau kumpulan kata. Token dapat berupa kata, frase, atau kalimat, tergantung pada kebutuhan penelitian. Tokenizing dilakukan untuk memudahkan proses pengolahan data dengan mengubah teks menjadi token yang lebih mudah diolah.

3.3.5 Stemming

Stemming adalah suatu cara untuk mengembalikan suatu kata ke bentuk paling dasar dengan menghilangkan semua imbuhan, termasuk yang ada di awal, akhir, sisipan, serta awal dan akhir setiap kata (awalan, akhiran, dan konfiks).. Stemming dilakukan untuk mengurangi dimensi dari teks dan meningkatkan efisiensi proses pengolahan data. Contoh, kata "bagusnya" akan diubah menjadi "bagus" setelah dilakukan stemming.

3.4 Ekstraksi Fitur

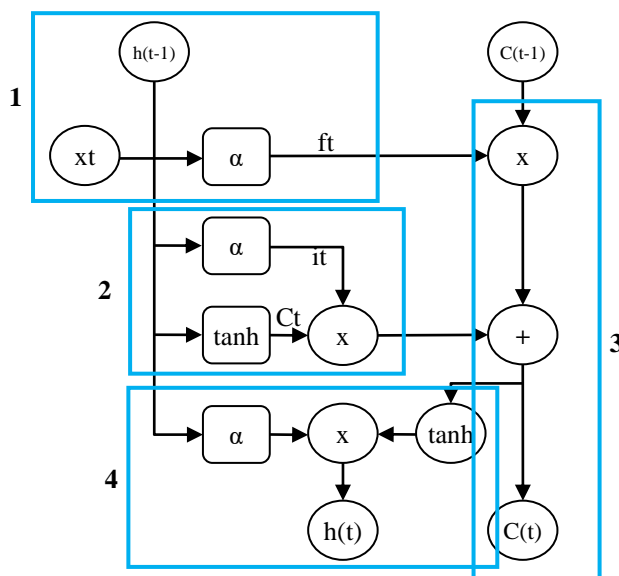
Untuk memudahkan pergerakan melalui fase kategorisasi LSTM (Memori Jangka Pendek Panjang). sistem sekarang akan menggunakan model word2vec untuk mengubah bentuk kata menjadi vektor. Model word2vec Skip-Gram Negative Sampling (SGNS) digunakan. [17] menegaskan bahwa pendekatan Skip-Gram lebih disukai daripada CBOW karena memiliki keuntungan karena mampu mengidentifikasi istilah-istilah mendasar yang jarang digunakan. Dan [18] menunjukkan bahwa model Skip-Gram berkinerja pada level tertinggi. Menurut penelitian, model Hierarchical Softmax dikalahkan oleh pendekatan Negative Sampling.

Word2vec mengubah setiap kata yang ada menjadi model vektor. Kata tersebut direpresentasikan sebagai vektor $|V|$ menggunakan pengkodean one-hot., kecuali kata-kata yang cocok dengan input, yang kesemuanya bernilai 0 atau acak [19]. Kumpulan data termasuk kumpulan frasa yang berasal dari review Traveloka di Google Playstore digunakan dalam penelitian ini.

3.5 Metode Klasifikasi Long Short-Term Memory

Long short-term memory (LSTM) salah satu teknik pembelajaran mendalam yang populer untuk analisis sentimen. LSTM mampu menangani masalah vanishing gradient dengan menyimpan informasi yang diingat dalam jangka waktu yang panjang, sehingga mampu memprediksi sentimen dengan lebih akurat dibandingkan metode lainnya [20]. Pendekatan ini merupakan variasi jaringan saraf berulang (RNN). memiliki kemampuan mengingat informasi yang diinputkan dalam jangka waktu yang panjang. Kelebihan LSTM dibanding metode lain adalah kemampuannya dalam menangani masalah vanishing gradient.

Setiap lapisan mengatur informasi yang mengalir melalui gerbang vektor yang digunakan oleh LSTM untuk menganalisis data terstruktur [3]. Dalam LSTM, terdapat sebuah vektor pada setiap langkah waktu yang pada akhirnya akan berjalan melalui unit LSTM, yang terdiri dari gerbang lupa, gerbang masukan, gerbang keluaran, dan sel memori. Nilai lapisan tersembunyi digunakan untuk menentukan nilai keluaran menggunakan metode ini [4].



Gambar 3.2. Arsitektur LSTM [21]

Dapat dilihat pada gambar 3.2 Vektor dari keluaran sebelumnya, atau $h(t-1)$, akan digabungkan atau digabungkan dengan vektor yang diberikan sebagai masukan (x_t) pada prosedur nomor 1 di atas. Output dari gerbang forget kemudian diatur ke nilai antara 0 dan 1, berkat kombinasi kedua vektor melalui aktivasi sigmoid. Proses nomor 2 adalah ketika nilai baru dihasilkan dari input saat ini (x_t). Dua aktivasi dapat dilihat pada gambar: yang pertama diaktifkan sigmoid, sedangkan yang kedua diaktifkan tanh, dan keduanya mengarah pada aktivasi ganda. Pertama, vektor masukan dan vektor keluaran sebelumnya digabungkan.

Prosedur nomor 3 melibatkan mengalikan nilai status sel sebelumnya dengan gerbang lupa, menambahkan hasilnya ke nilai dari Proses nomor 2, dan kemudian mengulangi prosedur tersebut. Nilai pada keluaran gerbang ditentukan oleh aktivasi fungsi sigmoid dari kombinasi x_t dan $h(t-1)$ pada proses nomor 4 yaitu proses Memori yang diaktifkan oleh tanh dikalikan dengan nilai $h(t)$ kemudian dikirimkan ke saluran keluaran. Memori yang tidak diaktifkan oleh tanh kemudian dimasukkan ke dalam memori LSTM berikutnya, dan nilai ini digunakan untuk jaringan LSTM berikutnya.

Pengujian model yang dikembangkan merupakan langkah terakhir sebelum evaluasi. Dalam pengujian, data pengujian sebelumnya diproses untuk menetapkan hasil prediksi label berdasarkan tujuan saat ini, dan kemudian dihitung nilai akurasinya. Untuk menentukan matriks konfusi, label prediksi dibandingkan dengan label target atau data aktual dalam penilaian penelitian ini. Jumlah data yang identik kemudian dihitung untuk menentukan nilai matriks akurasi, presisi, perolehan, skor f1, dan matriks konfusi.

3.6 Performansi Sistem

Untuk menguji performansi sistem pada penelitian ini, menggunakan salah satu teknik berikut:

Data latih dibagi menjadi beberapa bagian untuk teknik validasi silang, yang secara bergantian menggunakan setiap bagian sebagai data latih dan uji. Setelah dilakukan proses pelatihan dan pengujian pada setiap bagian data, hasil akurasi dari setiap bagian data akan dihitung rata-rata. Metode ini berguna untuk mengetahui seberapa baik sistem dapat memprediksi sentimen teks yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Metode uji set (test set) yaitu dilakukan dengan memisahkan sebagian data latih menjadi data uji. Prosedur pelatihan tidak memanfaatkan data uji, namun digunakan untuk menguji sistem setelah proses pelatihan selesai. Hasil akurasi dari data uji akan memberikan informasi seberapa baik sistem dapat memprediksi sentimen teks yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Metode pengujian langsung (real-time testing) yaitu dilakukan dengan menguji sistem dengan menggunakan teks yang belum pernah dilihat sebelumnya. Teks tersebut akan dianalisis sentimennya secara langsung oleh sistem yang telah dilatih. Hasil akurasi dari pengujian langsung akan memberikan informasi seberapa baik sistem dapat memprediksi sentimen teks yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Setelah dilakukan pengujian performance sistem, hasil akurasi dapat dibandingkan dengan metodologi penelitian lainnya untuk mengetahui metode mana yang lebih baik. Selain itu, hasil akurasi juga dapat

dibandingkan dengan nilai akurasi yang dianggap memuaskan dalam penelitian tersebut untuk mengetahui seberapa baik sistem yang dibuat

3.6.1 Confusion Matrix

Confusion Matrix berfungsi sebagai alat pengukuran untuk menghitung kinerja model atau seberapa benar pengklasifikasian yang telah dibuat. Pada *confusion matrix* memiliki kolom dan baris, kolom sebagai kelas prediksi dan baris sebagai kelas sebenarnya.

3.6.2 Akurasi

Akurasi adalah metrik uji seberapa akurat model yang digunakan dapat mengklasifikasikan dengan benar. Nilai akurasi dapat dihitung menggunakan persamaan 3.1 [14].

$$Accuracy = \frac{A1.P1 + A2.P2 + A3.P3 + A4.P4 + A5.P5}{N}$$

3.6.3 Precision

Presisi adalah indikator uji yang menggambarkan seberapa akurat model memprediksi peristiwa positif melalui berbagai operasi prediktif. Nilai presisi dapat dihitung menggunakan persamaan 3.2 [14].

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

3.6.4 Loss

Loss adalah indikator uji yang menjelaskan perhitungan yang menyebabkan ketidakakuratan sistem dalam pengenalan objek. Nilai loss dapat dihitung menggunakan persamaan 3.3.

$$Loss = H(p, q) = - \sum_{i=0}^n p(x_i) \ln q(x_i)$$

3.6.5 Recall

Recall adalah indikator uji yang menentukan keberhasilan jenis citra yang sudah diidentifikasi. Nilai *recall* dapat dihitung menggunakan persamaan 3.4 [14].

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

3.6.6 F1-score

F1-score merupakan perhitungan evaluasi dalam informasi pencarian menggabungkan hasil *recall* dan presisi. Dalam beberapa kasus, nilai *recall* dan presisi mungkin memiliki bobot yang berbeda. Nilai *F1-score* dapat dihitung menggunakan persamaan 3.5 [4].

$$F1 - Score = 2x \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

4. Evaluasi

4.1 Hasil Pengujian

Pengujian sistem pada pengamatan ini menggunakan Keras dengan tensorflow pada python dan akan dijalankan menggunakan Google Colab. Proses yang digunakan pada sistem ini ada dua yaitu training data yang berfungsi sebagai model pelatihan data dan testing sebagai pengujian data. Tujuan dari pengujian sistem ini adalah untuk menemukan hasil performansi terbaik skor f1, kekalahan, perolehan kembali, akurasi, presisi, dan kekalahan. Skenario yang dilakukan pada pengamatan ini yaitu epoch, batch size, optimizer.

Skenario pengujian yang dilakukan adalah pengujian epoch 10,25,50 dan 100 kemudian menggunakan optimizer Adam, SGD dan RMSprop, dan Batch Size 32, 64, 128 dan 256. Pengujian ini memiliki tujuan yaitu untuk mendapatkan nilai akurasi yang optimal.

4.1.1 Skenario 1

Pengujian untuk Skenario 1 dilakukan dengan menggunakan optimizer adam data diuji dengan batch size 256 dan epoch 100. Hasil yang didapatkan dari skenario 1 ditunjukkan dalam Table 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Skenario 1

Parameter				
<i>Batch Size</i>	<i>Optimizer</i>		<i>Epoch</i>	
256	Adam		100	
Hasil				
Akurasi	<i>Loss</i>	Presisi	<i>Recall</i>	F1 Score
80%	0.5085	81.00%	80.00%	80.00%

4.1.2 Skenario 2

Pengujian skenario 2 dilakukan dengan menggunakan optimizer SGD data diuji dengan batch size 256 dan epoch 100. Hasil yang didapatkan dari skenario 1 ditunjukkan dalam Table 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Skenario 2

Parameter				
<i>Batch Size</i>	<i>Optimizer</i>		<i>Epoch</i>	
256	SGD		100	
Hasil				
Akurasi	<i>Loss</i>	Presisi	<i>Recall</i>	F1 Score
75%	0.540	81.00%	75.00%	78.00%

4.1.3 Skenario 3

Pengujian skenario 3 dilakukan dengan menggunakan optimizer RMSProp data diuji dengan batch size 256 dan epoch 100. Hasil yang didapatkan dari skenario 3 ditunjukkan dalam Table 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Skenario 3

Parameter				
<i>Batch Size</i>	<i>Optimizer</i>		<i>Epoch</i>	
256	RMSProp		100	
Hasil				
Akurasi	<i>Loss</i>	Presisi	<i>Recall</i>	F1 Score
77%	0.545	83.00%	77.00%	77.00%

4.1.4 Skenario 4

Pengujian skenario 4 dilakukan dengan menggunakan optimizer RMSProp data diuji dengan batch size 256 dan epoch 10. Hasil yang didapatkan dari skenario 4 ditunjukkan dalam Table 4

Tabel 4. Hasil Pengujian Skenario 4

Parameter				
<i>Batch Size</i>	<i>Optimizer</i>		<i>Epoch</i>	
256	SGD		10	
Hasil				
Akurasi	Loss	Presisi	Recall	F1 Score
33%	0.545	24.00%	33.00%	24.00%

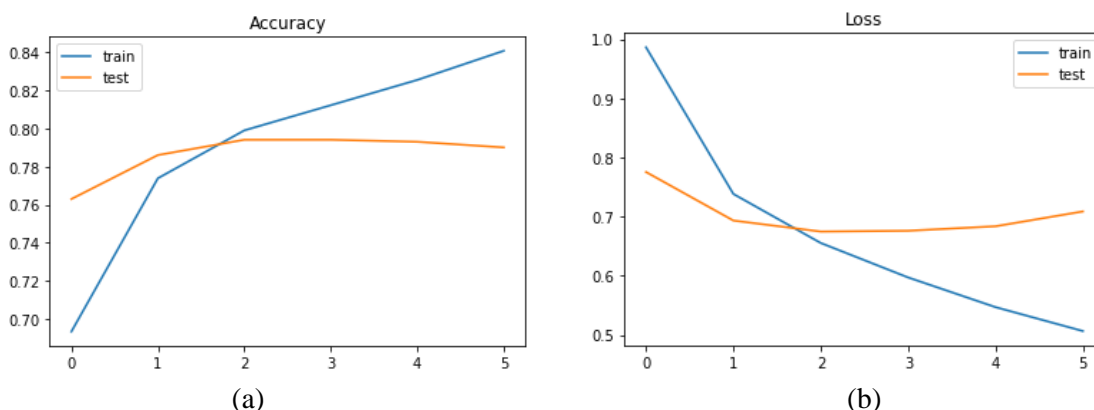
4.2 Analisis Hasil Pengujian

Setelah melakukan pengujian beberapa skenario, penulis menganalisis hasil parameter yang memiliki nilai terbaik. Hasil dari perhitungan perfomansi sistem yang diperoleh untuk Sentimen Analisis aplikasi traveloka dengan metode LSTM. Tabel 5 menampilkan hasil tes teratas.

Tabel 5. Hasil Pengujian Skenario Terbaik

Parameter				
<i>Batch Size</i>	<i>Optimizer</i>		<i>Epoch</i>	
256	Adam		100	
Hasil				
Akurasi	Loss	Presisi	Recall	F1 Score
80%	0.5085	81.00%	80.00%	80.00%

Berdasarkan Tabel 5 pengujian parameter dengan menggunakan *batch size* 256, *optimizer* Adam, *epochs* 100 memiliki hasil nilai yang paling optimal daripada yang lain. Hal ini dapat menunjukkan bahwa dengan menggunakan parameter tersebut sudah bisa digunakan untuk memprediksi sentimen berdasarkan ulasan pengguna. Untuk grafik akurasi dan *loss* per *epoch* dapat diamati pada grafik pada Gambar 4.1. tidak mengalami *overfitting*, karena jarak garis biru (*train*) dan garis kuning (*validation*) saling berdekatan. Adapun *confusion matrix* dapat ditunjukkan pada Tabel 6.



Gambar 4.1. Grafik Akurasi dan Validasi Per Epoch (a) Grafik *Loss Train dan Validasi* Per Epoch (b)

Berdasar grafik (a) diketahui bahwa pada epoch awal, akurasi dan validasi saat di inialisasi memiliki nilai yang rendah, untuk akurasi train memiliki nilai di bawah 70% dan validasi memiliki akurasi kisaran 76%, seiring

dengan berjalannya epoch, maka kenaikan dapat dilihat pada mulai epoch ke 2, dengan nilai diatas 80%, kemudian akurasi dan validasi terus mengalami peningkatan hingga ke epoch-5.

Dari gambar (b) dapat diketahui bahwa, pada awalnya loss sangat tinggi, seiring berjalannya epoch maka semakin menurun hingga hampir mencapai angka 0.

Tabel 6. *Confusion Metrix dari Hasil Pengujian Skenario Terbaik*

Aktual	Prediksi				
	<i>Sangat Tidak Puas</i>	<i>Tidak Puas</i>	<i>Netral</i>	<i>Puas</i>	<i>Sangat Puas</i>
<i>Sangat Tidak Puas</i>	1121	10	12	41	30
<i>Tidak Puas</i>	0	1139	9	65	22
<i>Netral</i>	0	5	966	201	64
<i>Puas</i>	0	7	21	960	252
<i>Sangat Puas</i>	37	22	35	462	706

5. Kesimpulan

Analisis sentimen review pengguna pada aplikasi Traveloka berdasarkan review Google Play Store dapat membuahkan hasil yang baik, sesuai temuan penelitian menggunakan metode LSTM dan pengujian dengan parameter batch size 256, Adam optimizer, 100 epochs, dan akurasi 80%. cukup mahir dalam membedakan dari evaluasi pengguna apakah pengulas sangat tidak senang, tidak puas, netral, puas, atau sangat puas. Dengan menggunakan parameter tersebut, model yang dihasilkan mampu mencapai akurasi sebesar 80% dalam melakukan klasifikasi sentimen ulasan pengguna.

Daftar Pustaka

- [1] Liu, B. 2010. Handbook of Natural Language Processing, chapter Sentiment Analysis and Analysis, 2nd Edition. Chapman & Hall / CRC Press, New York
- [2] A. Saxena, K. Goebel, "Turbofan Engine Degradation Simulation Data Set," NASA Ames Prognostics Data Repository (<http://ti.arc.nasa.gov/project/prognostic-data-repository>), NASA Ames Research Center, Moffett Field, CA, 2008.
- [3] D. Dong, X. Li, and F. Sun, "Life prediction of jet engines based on LSTM-Recurrent Neural Networks," in 2017 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Harbin), July 2017, pp. 1–6.
- [4] Vita, D.F., Bruneo, D., "On the use of LSTM networks for Predictive Maintenance in Smart Industries, IEEE International Conference on Smart Computing, 2019.
- [5] A. Jardine, D. Lin, D. Banjevic, "A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance", Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 20, Oct 2006, pp. 1483-1510, doi: 10.1016/j.ymsp.2005.09.012.
- [6] Wang, K., Wang, Y., "How AI affects the future predictive maintenance: a primer of deep learning", In: IWAMA 2017, Lecture Notes in Electrical Engineering, vol. 451, 2018.
- [7] Vita, D.F., Bruneo, D., "On the use of LSTM networks for Predictive Maintenance in Smart Industries, IEEE International Conference on Smart Computing, 2019.
- [8] A. Saxena, K. Goebel, "Turbofan Engine Degradation Simulation Data Set," NASA Ames Prognostics Data Repository (<http://ti.arc.nasa.gov/project/prognostic-data-repository>), NASA Ames Research Center, Moffett Field, CA, 2008.
- [9] D. Dong, X. Li, and F. Sun, "Life prediction of jet engines based on LSTM-Recurrent Neural Networks," in 2017 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Harbin), July 2017, pp. 1–6.
- [10] Hastie, T., Tibshirani, R., and Friedman, J., "The Elements of Statistical Learning," SpringerVerlag, 2009.
- [11] Bengio, Y., Simard, P., and Frasconi, P., "Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult," IEEE Transactions on Neural Networks Vol.5(2), 1994.
- [12] Salsabila, A., Sihombing, J. J., & Sitorus, R. I. (2022). Implementasi ALGORITMA support vector machine untuk analisis sentimen aplikasi olx di playstore. Journal of Informatics and Data Science, 1(2). <https://doi.org/10.24114/j-ids.v1i2.42597>
- [13] Rahman, A., Utami, E., & Sudarmawan, S. (2021). Sentimen analisis Terhadap Aplikasi pada google playstore Menggunakan algoritma naïve Bayes Dan Algoritma Genetika. Jurnal Komtika (Komputasi Dan

- Informatika), 5(1), 60–71. <https://doi.org/10.31603/komtika.v5i1.5188>
- [14] Budiman, A. P., Budianita, E., Yanti, N., & Candra, R. M. (2022). Implementasi metode learning vector quantization (LVQ) Untuk Sentimen Analisis TERHADAP Aplikasi go-jek pada playstore. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, 5(3), 364–373. <https://doi.org/10.32672/jnkti.v5i3.4287>
- [15] Setiawan, A., & Mawardi, V. C. (2022). Android application for analysis review on Google Playstore using support vector machine method. 2022 5th International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT). <https://doi.org/10.1109/icoiact55506.2022.9972122>
- [16] Suud, A., & Suherman, S. (2021). Pembajakan Karya Lagu melalui aplikasi di playstore menurut perspektif Hak Cipta (taxation of Song works through the application on playstore by copyright perspective). *Borneo Law Review*, 5(1), 16–32. <https://doi.org/10.35334/bolrev.v5i1.2013>
- [17] Rusli, M., Faisal, M. R., & Budiman, I. (2019). Ekstraksi Fitur Menggunakan Model Word2vec untuk Analisis Sentimen pada Komentar Facebook. *Soliter*, 2, 104-109.
- [18] Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G. dan Dean, J., 2013. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *arXiv preprint arXiv:1310.4546*.
- [19] Xing, C., Wang, D., Zhang, X., & Liu, C. (2014, December). Document classification with distributions of word vectors. In *Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA), 2014 Asia-Pacific* (pp. 1-5). IEEE.
- [20] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), 1735-1780.
- [21] Oinkina. 2015. Understanding LSTM Networks. [Online] Available at: [11](https://colah.github.io/posts/2015-</p></div><div data-bbox=)