

Penerapan LSTM untuk Menganalisis Sentimen *Review* Pengguna Aplikasi Zoom pada *Play Store*

Destiana Putri¹, Ade Suryanto²

^{1,2}Universitas Bina Sarana Informatika
e-mail: ¹destiana.dtp@bsi.ac.id, ²ade.ayo@bsi.ac.id

Diterima	Direvisi	Disetujui
22-07-2025	22-07-2025	22-07-2025

Abstrak - Setelah berakhirnya masa pandemi *Covid-19*, pola kerja dan komunikasi masyarakat mengalami perubahan signifikan. Meskipun kegiatan tatap muka telah kembali normal, penggunaan aplikasi video *conference* seperti *Zoom* tetap menjadi pilihan utama dalam menunjang aktivitas profesional. *Zoom Cloud Meeting* kini tidak hanya digunakan untuk keperluan *Work From Home* (WFH), tetapi juga menjadi sarana utama dalam mendukung kolaborasi jarak jauh antar individu maupun tim lintas wilayah dan negara. Aplikasi ini memungkinkan komunikasi efektif tanpa harus hadir secara fisik, sehingga meningkatkan efisiensi kerja di era digital saat ini. Namun demikian, seperti aplikasi lainnya, *Zoom* tetap memiliki kelebihan dan kekurangan yang tercermin dari ulasan pengguna di *platform Google Play Store*. Ulasan-ulasan tersebut dapat dianalisis untuk mengetahui sentimen dominan dari pengguna, apakah cenderung positif atau negatif. Dengan menerapkan teknik data mining, data ulasan ini dapat dimanfaatkan untuk mengevaluasi dan meningkatkan kualitas layanan aplikasi. Penelitian ini menganalisis ulasan pengguna *Zoom* melalui *Google Play Store* dalam melakukan analisis sentimen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM memberikan hasil yang lebih akurat dalam memprediksi sentimen pengguna, dengan akurasi 92,91%, presisi 93,22%, *recall* 93,47%, dan *F1-score* sebesar 93,35%, serta skor ROC-AUC sebesar 0,97. Temuan ini diharapkan dapat membantu pengembang aplikasi *Zoom* memahami persepsi pengguna secara lebih mendalam, serta menjadi kontribusi dalam pengembangan teori dan penerapan teknologi analisis sentimen di masa depan.

Kata Kunci: Analisa Sentimen, Zoom, LSTM

Abstract - The rapid development of information technology has driven digitalization in various sectors, including vehicle rental services. Autonet Rent, an electric car rental company, still uses a manual system in its operational management. This has led to several problems such as data recording errors, inaccurate rental fee calculations, and delays in reporting. To address these issues, this study aims to design and build a more efficient and integrated web-based electric car rental information system. The methods used in data collection include direct observation of business processes, interviews with relevant parties, and literature studies to support the system design. The developed system includes key features such as customer registration, vehicle reservations, transaction recording, and automatic report generation. System testing was conducted using the black-box method and showed that all system functions functioned as expected. The results of this system implementation have had a positive impact on Autonet Rent's operations, including increased work efficiency, reduced recording errors, and easier service access for customers. With this web-based system, the rental process is faster, more transparent, and more accountable.

Keywords: Sentiment Analysis, Zoom, LSTM

PENDAHULUAN

Setelah berakhirnya masa pandemi *Covid-19*, pola kerja dan komunikasi masyarakat mengalami perubahan signifikan. Meskipun kegiatan tatap muka telah kembali normal, penggunaan aplikasi video *conference* seperti *Zoom* tetap menjadi pilihan utama dalam menunjang aktivitas profesional. *Zoom Cloud*

Meeting kini tidak hanya digunakan untuk keperluan *Work From Home* (WFH), tetapi juga menjadi sarana utama dalam mendukung kolaborasi jarak jauh antar individu maupun tim lintas wilayah dan negara. Aplikasi ini memungkinkan komunikasi efektif tanpa harus hadir secara fisik, sehingga meningkatkan efisiensi kerja di era digital saat ini.

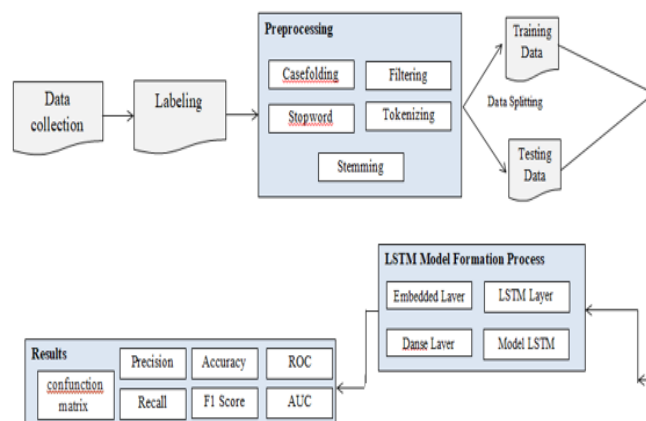


Zoom Cloud Meeting adalah sebuah aplikasi yang dapat menunjang kebutuhan komunikasi di manapun dan kapanpun dengan banyak orang tanpa harus bertemu fisik secara langsung, Aplikasi *Zoom* memiliki banyak keunggulan, diantaranya adalah dapat melakukan panggilan secara real time, dapat direkam, dapat menghadirkan banyak pihak tanpa mengurangi kualitas, dapat berbagi layar, serta dapat melakukan penjadwalan pertemuan dengan mudah dan cepat (Alfareza 2020). Analisis sentimen adalah suatu studi yang berhubungan dengan komputasi dikaitkan dengan pendapat, emosi, atau komentar seseorang atau masyarakat ketika memberikan respon terhadap suatu peristiwa yang dapat diekspresikan dalam bentuk teks (Fanani and Bustoni 2017). Penelitian ini akan menganalisa permasalahan yang berkaitan dengan beberapa ulasan tentang aplikasi *Zoom* pada *Google play store*. *Review* atau ulasan merupakan suatu teks atau kalimat yang berisi penilaian atau komentar terhadap suatu hasil karya seseorang. Pentingnya ulasan tersebut sering digunakan sebagai tolak ukur suatu aplikasi apakah recommended atau tidak bagi para pengguna baru [4].

Penelitian sebelumnya oleh Natasuwarna (2020) yang berjudul “Analisis Sentimen *Zoom Cloud Meetings* di *Play Store* Menggunakan *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine*” menggunakan evaluasi model dengan metode 10-fold cross validation. Hasilnya, algoritma *Naïve Bayes* memperoleh akurasi sebesar 74,37%, sementara algoritma *Support Vector Machine* mencapai akurasi 81,22%. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan data dari *Google Playstore* untuk mengukur tingkat akurasi terbaik dengan menerapkan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM), yang diharapkan dapat membantu pihak manajemen *Zoom* dalam mengidentifikasi opini pengguna, baik yang bersifat positif maupun negatif.

METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan menggunakan metode eksperimen. Metode yang dilakukan untuk mendapatkan informasi yang mendalam tentang analisa sentimen *Zoom* sehingga dapat melakukan klasifikasi dari ulasan pengguna Aplikasi *Zoom Cloud Meetings*. Berikut gambaran tahapan metode penelitian:



Sumber: Peneliti

Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tahap yang pertama dilakukan adalah dengan pengolahan data, kemudian tahap berikutnya adalah melakukan *preprocessing* data, selanjutnya dilakukan proses visualisasi dengan *Wordcloud*, kemudian *Splitting* data dan kemudian dilakukan pembentukan model, pemodelan yang digunakan dalam penelitian ini adalah Metode *Long Short Term Memory* (LSTM).

1. Pengumpulan Data

Pengambilan data dilakukan dengan melakukan web scraping pada situs ulasan (*review*) mengenai sebuah aplikasi yang terdapat dalam *Google Play*. Ulasan-ulasan tersebut merupakan komentar para pengguna mengenai sebuah aplikasi dimana komentar tersebut bermuatan positif dan negatif. Setiap masukan memiliki empat atribut berbeda yang dipisah menggunakan koma. Adapun empat karakter tersebut adalah:

- a. ID
- b. Date
- c. Text
- d. Label

Tahap ini dilakukan proses pengambilan data mentah sesuai dengan atribut yang dibutuhkan. Data yang diambil sebanyak 3.600 data di bagi menjadi 2 yaitu data training dan data testing, dengan masing-masing 1900 data untuk positif dan 1700 untuk data negatif. Data diperoleh dari review aplikasi zoom yang di ambil dari review dengan pengambilan data pada rating 1 dan 5 dengan menggunakan *software Web harvy*.

2. Pelabelan

Setelah data didapatkan dari tahap *web scrapping*, data kemudian dianalisis dengan memberikan label setiap ulasannya. Label pada penelitian ini menggunakan positif dan negatif. Label pada penelitian ini digunakan label 0 untuk kalimat yang bernilai sentiment positif misalnya kepuasan dalam menggunakan aplikasi *Zoom* sedangkan 1

untuk yang bernilai sentimen negatif misalnya tanggapan kecewa atau keluhan dari pengguna aplikasi Zoom.

Tabel 1. Pelabelan

Review	Label
Very bad . I cannot connect. It is showing error and say that check your internet connection.	Negative
A good app video conference, especially online class for students. Documents and pictures can be shared during the onli meeting.,	Positive
A best app for meetings and classrooms like my small secondary schools.,	Positive
nice app but writting text or anything else on whiteboard is not as developed as on other apps like teachmint..	Negative
I had a worst experience the biggest problem is the audio problem please fix it or otherwise this app never received 2 or more stars,	Negative
Love it, I use this app every single day multiple times and I never have any issues unless my internet is lacking	positive

Sumber: Peneliti

3. Pre-Processing Data

Teknik yang dipilih dalam *preprocessing* pada penelitian ini menggunakan *Preprocess twitter* dengan *coding environment* bahasa pemrograman Python dengan format “notebook” pada Google Colab, yang dilakukan pertama adalah *case folding*, *filtering*, *stopword*, *stemmin* dan *tokenizing*.

a. Case Folding

Pada tahapan ini seluruh teks pada *dataset* akan diubah menjadi huruf kecil (*lowercase*) agar memudahkan proses pengolahan selanjutnya (Faadilah 2020). Contoh hasil dari proses *case folding* dapat dilihat pada Tabel berikut:

Tabel 2. Contoh Hasil Proses Case Folding

Sebelum Case Folding	Setelah Case Folding
Overall A Very Decent Or Can Say Top Of The List App For These Hard Days... With No Ads , Decent Amount Of Useful Features , And Less Data Consumption , This Is A Excellent App For All Work From Home Persons...	overall a very decent or can say top of the list app for these hard days... with no ads , decent amount of useful features , and less data consumption , this is a excellent app for all work from home persons...

Sumber: Peneliti

b. Filtering

Pada tahap *filtering* ini dilakukan pembersihan data dari tanda baca seperti (!"#\$%&'()*+,-./:;<=>?@[\\]^_`{|}~) yang akan diganti dengan karakter spasi. Penghapusan tanda baca ini dilakukan karena pada proses pelatihan tanda baca akan dihiraukan sehingga proses pelatihan akan menjadi lebih sederhana. Contoh dari *filtering* dapat dilihat pada Tabel berikut:

Tabel 3. Contoh Hasil Proses Filtering

Sebelum Filtering	Setelah Filtering
Overall A Very Decent Or Can Say Top Of The List App For These Hard Days... With No Ads , Decent Amount Of Useful Features , And Less Data Consumption , This Is A Excellent App For All Work From Home Persons...	overall a very decent or can say top of the list app for these hard days with no ads decent amount of useful features and less data consumption this is a excellent app for all work from home persons

Sumber: Peneliti

c. Stopword

Stopword adalah menghilangkan kata-kata umum dan sering yang tidak memiliki pengaruh signifikan dalam kalimat (Muliadi 2015). Dalam tugas pra-pemrosesan ini, peneliti menghapus *stopword* pada data ulasan berdasarkan daftar kata *stopword* yang berisi kata-kata seperti yang ada pada dataset penelitian ini adalah *I, so, to, as, or, and, is, can, a, the* dan lain sebagainya.

Tabel 4. Contoh penerapan Stopword

Sebelum Stopword	Setelah Stopword
overall a very decent or can say top of the list app for these hard days with no ads decent amount of useful features and less data consumption this is a excellent app for all work from home persons	overal decent say top list app hard day ad decent amount use featur les data consumpt excel app work home person

Sumber: Peneliti

d. Stemming

Stemming merupakan salah satu tahapan dalam pra proses pengolah teks. *Stemming* bertujuan untuk mengubah sebuah kata menjadi asal kata (*root word*). Semua imbuhan kata apakah itu awalan kata (*prefixes*), sisipan kata (*infixes*), akhiran kata (*suffixes*) akan dihilangkan. Selain imbuhan juga akan dihilangkan kata-kata turunan yang memiliki awalan dan akhiran (*confixes*).

Tabel 5. Contoh penerapan Stemming

Sebelum Stemming	Setelah Stemming
overall a very decent or can say top of the list app for these hard days with no ads decent amount of useful features and less data consumption this is a excellent app for all work from home persons	overal decent say top list app hard day ad decent amount use featur les data consumpt excel app work home person

Sumber: Peneliti

e. Tokenizing

Tokenizing (tokenisasi) adalah sebuah proses mengurai konten teks menjadi kata-kata, istilah, simbol, atau elemen-elemen yang menyusun sebuah teks. Uraian tersebut disebut token (Muliadi 2015). Pada proses ini akan dihilangkan karakter seperti spasi, titik (.), koma (,), dan

karakter lain yang digunakan sebagai pemisah dari kata-kata tersebut. Daftar token ini akan digunakan sebagai input untuk pemrosesan selanjutnya untuk representasi teks.

Tabel 6. Contoh penerapan *Tokenizing*

Sebelum <i>Tokenizing</i>	Setelah <i>Tokenizing</i>
overall a very decent or	“overall” “decent” “say”
can say top of the list app	“top” “list” “app”
for these hard days with no	“hard” “day” “ad”
ads decent amount of	“decent” “amount” “use”
useful features and less	“feature” “les” “data”
data consumption this is a	“consumpt” “excel”
excellent app for all work	“app” “work” “home”
from home persons	“person”

Sumber: Peneliti

4. WordCloud

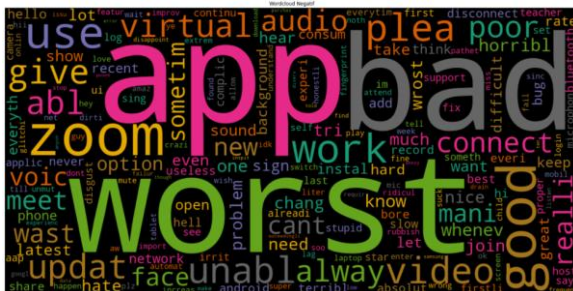
Setelah didapatkan data ulasan bersih serta label disetiap ulasannya, selanjutnya adalah tahap visualisasi untuk melihat opini apa saja yang ada pada masing-masing kelas. Visualisasi dapat dilihat dari *wordcloud*. *Wordcloud* ini berguna untuk melihat keterkaitan kata yang paling banyak muncul pada satu kelas. Berikut gambar visualisasi *Wordcloud*:



Sumber: Peneliti

Gambar 2. *Wordcloud* Positif

Hasil visualisasi pada kelas positif menunjukkan adanya kepuasan pengguna dan menganggap Aplikasi Zoom adalah aplikasi terbaik dengan merasakan kemudahan dan kebermanfaatannya pada aplikasi Zoom.



Sumber: Peneliti

Gambar 3. *Wordcloud* dikelas negatif

Pada gambar 2, merupakan hasil visualisasi pada kelas negatif. Dimana opini terkait *customer service* pada kelas negatif menjadi kata yang mendominasi dimana pengguna merasakan ketidakpuasan terhadap pelayanan *customer service*. Dari hasil visualisasi dikelas negatif perlu dijadikan acuan untuk zoom memperbaiki pelayanan pada *customer service* dan kualitas aplikasi agar menjadi lebih baik.

5. Splitting Data

Pada tahap ini, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training dan data testing. Data training digunakan oleh model untuk mempelajari pola-pola yang terdapat dalam data, sementara data testing dimanfaatkan untuk mengukur kinerja model. Pembagian ini dilakukan dengan proporsi 80% untuk data training dan 20% untuk data testing.

6. Pemodelan (Modelling)

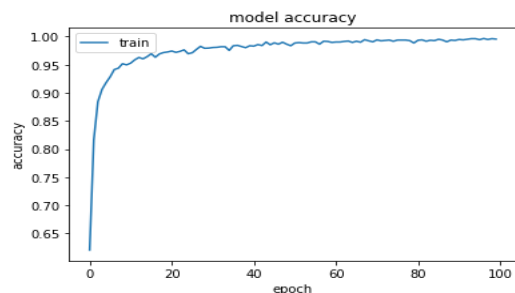
Metode yang di usulkan adalah menggunakan 2 (Dua) jenis metode algoritma *Deep Learning* yaitu Metode *Long Short Term Memory* (LSTM) metode algoritma tersebut untuk diketahui metode algoritma terbaik untuk diterapkan bersama.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap ini akan dilakukan analisis dan evaluasi untuk mendapat hasil seberapa baik model yang dibangun. Selain itu, dilakukan juga interpretasi dari hasil analisis tersebut. Apakah hasil akurasi lebih baik dari penelitian sebelumnya. Model yang telah dibangun akan dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui tingkat akurasinya. *Confusion matrix* memberikan gambaran mengenai hasil prediksi model, meliputi jumlah prediksi positif yang benar, positif yang salah, negatif yang benar, dan negatif yang salah. Akurasi dihitung berdasarkan jumlah seluruh prediksi yang benar (baik positif maupun negatif) dibandingkan dengan total data *testing*. Semakin tinggi nilai akurasi, maka semakin baik performa model tersebut. Selain itu, evaluasi juga dilakukan dengan menghitung nilai ROC dan *Area Under Curve* (AUC), di mana semakin besar nilai ROC dan AUC, maka semakin baik pula kemampuan model dalam melakukan klasifikasi.

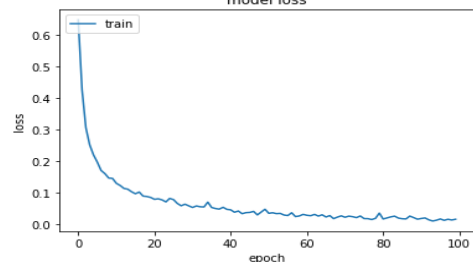
Hasil Training Model LSTM

Berdasarkan pengujian parameter yang telah dicoba, pada pembentukan model LSTM menggunakan aktivasi fungsi sigmoid, dengan menentukan Loss yaitu *binary crossentropy* dan optimalisasi dengan menggunakan fungsi adam.



Sumber: Peneliti

Gambar 4. Akurasi *Training Model LSTM*



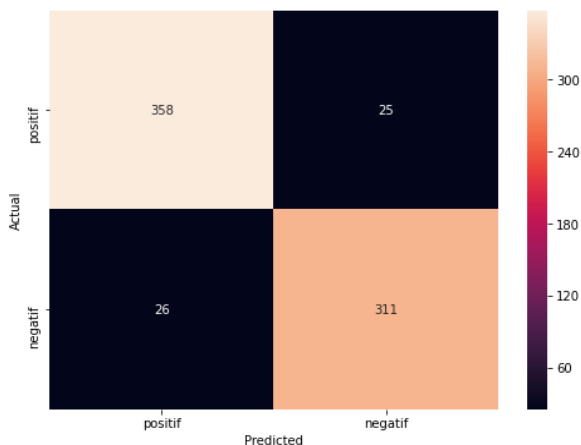
Sumber: Peneliti

Gambar 5. Nilai *Loss Training Model LSTM*

Proses *training* dengan teknik LSTM dengan data ulasan *Google Play* sebanyak 2880 data. dapat diketahui bahwa semakin banyak perulangan atau *epoch* yang dilakukan, nilai error yang dihasilkan makin kecil. dari grafik akurasi training dan loss training tersebut terlihat bahwa model LSTM sudah cukup baik dengan menunjukkan akurasi data training yang tidak mengalami *over fitting*.

Evaluasi Model

Tahap ini merupakan tahap pengujian model dengan data *testing*. Data yang akan diuji adalah berjumlah 720 ulasan dengan jumlah label di kelas negatif 337 ulasan dan 383 ulasan pada kelas positif. Setelah tahapan *modelling* selesai maka selanjutnya adalah melakukan evaluasi terhadap hasil dari pemodelan tersebut Membandingkan dua hasil dari pemodelan algoritma LSTM yang berupa *accuracy*, *ROC* dan *AUC* antara model. Tujuannya untuk mengetahui seberapa dapat dipercaya model dalam memprediksi kelas. Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix* yang mencakup beberapa indikator, yaitu *true positive rate (TP rate)*, *true negative rate (TN rate)*, *false positive rate (FP rate)*, dan *false negative rate (FN rate)*. *TP rate* menunjukkan persentase data dari kelas positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai kelas positif, sedangkan *TN rate* menunjukkan persentase data dari kelas negatif yang berhasil dikenali sebagai kelas negatif. *FP rate* mengacu pada jumlah data dari kelas negatif yang secara keliru diklasifikasikan sebagai kelas positif, sementara *FN rate* adalah jumlah data dari kelas positif yang salah diklasifikasikan sebagai kelas negatif. Berdasarkan pengujian model menggunakan algoritma LSTM, diperoleh nilai akurasi (berdasarkan *confusion matrix*) yang ditampilkan pada gambar di bawah ini:



Sumber: Peneliti

Gambar 8. *Confusion Matrix* Model LSTM

Bedasarkan gambar 4.11 menunjukkan hasil dari pengujian model. Dimana untuk *confusion matrix* LSTM hasil benar untuk label *TP rate* adalah sebanyak 358 *record* diklasifikasikan sebagai label positif dan *FP rate* adalah 25 *record* diklasifikasikan sebagai label negatif. Berikutnya jumlah *TN rate* adalah sebanyak 311 *record* diklasifikasikan sebagai label negatif dan *FN rate* adalah 26 *record* diklasifikasikan sebagai label positif.

Berdasarkan *confusion matrix* hasil testing model diatas, kita dapat mengukur kinerja dari model tersebut berdasarkan laporan klasifikasi yang dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 7. Kinerja Klasifikasi Model LSTM

Model LSTM	Akurasi	Presisi	Recall	F1 score
Positif	0,929	0.932292	0.934726	0.933507
Negatif	16	0.925595	0.922849	0.924220

Sumber: Peneliti

Evaluasi klasifikasi pada penelitian ini juga dapat dikatakan cukup baik, dilihat dari nilai akurasi model LSTM dapat dipercaya keakuratannya, untuk akurasi model LSTM sebesar 92. 91%. Begitupun dengan nilai presisi pada model LSTM didapatkan sebesar 93.22% angka ini cukup baik untuk memprediksi sentiment positif yang merupakan sentiment terbanyak pada *dataset*. Kemudian nilai recall untuk model LSTM sebesar 93.47%. model ini memberikan hasil yang baik untuk mengetahui sensitivitas dari model yang didapat dari performa model yang sudah diuji pada data *testing*.

Setelah proses klasifikasi ulasan aplikasi *Zoom* berhasil memisahkan review ke dalam kategori opini positif dan negatif serta menghasilkan nilai akurasi, langkah selanjutnya adalah menguji tingkat akurasi tersebut untuk mengevaluasi performa model LSTM yang telah diterapkan:

Tabel 9. Perbandingan *Performance* Algoritma

Model	Akurasi	ROC AUC
LSTM	0.929167	0.970322

Sumber: Peneliti

Hasil evaluasi melalui *confusion matrix* dan ROC menunjukkan bahwa tahapan *preprocessing* dalam model berpengaruh terhadap nilai akurasi dan AUC yang diperoleh saat pengolahan data training menggunakan algoritma LSTM. Dalam klasifikasi *text mining* terhadap ulasan aplikasi *Zoom*, diperoleh akurasi sebesar 92,91% pada model LSTM. Model LSTM sendiri berhasil mencapai akurasi 92,91% dengan nilai ROC dan AUC sebesar 0,970322. Berdasarkan hasil eksperimen ini, dapat disimpulkan bahwa LSTM merupakan algoritma *deep learning* yang mampu memberikan tingkat akurasi yang tinggi dalam tugas klasifikasi.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dapat ditarik kesimpulan bahwa penerapan *data mining* dapat membantu mengkategorikan sentimen ulasan pada Aplikasi *Zoom Cloud Meeting*. Metode LSTM merupakan metode yang terbaik dalam penelitian ini untuk melakukan klasifikasi sentimen analisis teks berbahasa Inggris dalam analisis sentimen terhadap aplikasi *Zoom Cloud meeting*. Metode LSTM dapat memprediksi ulasan *zoom* dengan Accuracy sebesar 92. 91%, Precision 93.22%, nilai *recall* 93.47%, nilai *F1-score* sebesar 93.35% dan nilai ROC + AUC sebesar 0,97 yang termasuk dalam *excellent classification*.

REFERENSI

M. Rezki, D. N. Kholifah, M. Faisal, and R. Suryadithia, "Analisis Review Pengguna Google Meet dan Zoom Cloud Meeting Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," vol. 2, no. 2, pp. 264–270, 2020.
N. Alfareza, "Analisis Sentimen ZOOM Cloud

- Meetings Pada Google Play Store Review,” pp. 42–45, 2020.
- F. Fanani And I. A. Bustoni, “Klasifikasi Review Software Pada Google Play Menggunakan Pendekatan Analisis Sentimen,” 2017.
- A. P. Natasuwarna, “Seleksi Fitur Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Keberlanjutan Pembelajaran Daring.” *Techno.Com*, vol. 19, no. 4, pp. 437–448, 2020, doi: 10.33633/tc.v19i4.4044.
- E. Widodo, I. Al Maksur, and ..., “Analisis Sentimen Tripadvisor Terhadap Pariwisata Gunung Bromo dan Gunung Semeru,” *Semin. Nas. Multimed. Artif. Intell.* 2019 Yogyakarta, 30 Novemb. 2019, no. November, pp. 43–48, 2019, [Online]. Available: <http://papersmai.mercubuana-yogya.ac.id/index.php/smai/article/download/33/29>.
- N. Herlinawati, Y. Yuliani, S. Faizah, W. Gata, and S. Samudi, “Analisis Sentimen Zoom Cloud Meetings di Play Store Menggunakan Naive Bayes dan Support Vector Machine,” *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 5, no. 2, p. 293, 2020, doi: 10.24114/cess.v5i2.18186.
- M. K. Naserly, “Implementasi Zoom, Google Classroom dan WhatsApp Group dalam Mendukung Pembelajaran Daring (Online) Pada Mata Kuliah Bahasa Inggris,” *J. Phys. A Math. Theor.*, vol. 44, no. 8, pp. 155–165, 2011, [Online]. Available: <https://jurnal-dikpora.jogjaprov.go.id/index.php/jurnalidegur/article/view/129>.
- H. Sulastri and A. I. Gufroni, “Penerapan Data Mining Dalam Pengelompokan Penderita Thalassaemia,” *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 299–305, 2017, doi: 10.25077/teknosi.v3i2.2017.299-305.
- A. K. Wardhani, “K-Means Algorithm Implementation for Clustering of Patients Disease in Kajen Clinic of Pekalongan,” *J. Transform.*, vol. 14, no. 1, p. 30, 2016, doi: 10.26623/transformatika.v14i1.387.
- B. N. Setio, D. R. S. Saputro, and Bowo Winarno, “Klasifikasi Dengan Pohon Keputusan Berbasis Algoritme C4.5,” *Prism. Pros. Semin. Nas. Mat.*, vol. 3, pp. 64–71, 2020.
- 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.
- I. Darmawan, O. N. Pratiwi, F. R. Industri, and U. Telkom, “Analisis Sentimen Ulasan Produk Toko Online Rubylicious Untuk,” vol. 7, no. 2, pp. 7026–7034, 2020.
- Sari, F. V., & Wibowo, “Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd. Id Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi,” *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 2, pp. 681–686, 2019.
- B. Panjaitan and K. M. Lhaksana, “Analisis Sentimen Publik Terhadap Calon Presiden 2019 Melalui Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier (Studi kasus : Pilpres 2019),” vol. 6, no. 2, pp. 9744–9752, 2019.
- Y. Astari and S. W. Rozaqi, “Analisis Sentimen Multi-Class pada Sosial Media menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM),” vol. 4, no. 1, pp. 8–12, 2021.
- D. T. Hermanto, A. Setyanto, and E. T. Luthfi, “Algoritma LSTM-CNN untuk Binary Klasifikasi dengan Word2vec pada Media Online,” *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 8, no. 1, p. 64, 2021, doi: 10.24076/citec.2021v8i1.264.
- F. A. Nugraha, N. H. Harani, R. Habibi, and R. N. S. Fatonah, “Sentiment Analysis on Social Distancing and Physical Distancing on Twitter Social Media using Recurrent Neural Network (RNN) Algorithm,” *J. Online Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 195–204, 2020, doi: 10.15575/join.
- Junianto, F. Ramdani, and D. Pramono, “Sistem Informasi Penentuan Lokasi Pembangunan Kawasan Industri di Kabupaten Mojokerto Menggunakan Metode Multi-Criteria Evaluation,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 9, pp. 2476–2484, 2018.
- Septiani, “Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining Algoritma C4.5 Dan Naive Bayes Untuk Prediksi Penyakit Hepatitis,” *None*, vol. 13, no. 1, pp. 76–84, 2017, doi: 10.33480/pilar.v13i1.149.
- Pattiasina and ; Didi Rosiyadi, “Techno Nusa Mandiri: Journal of Computing and Information Technology As an Accredited Journal Rank 4 based on SK Dirjen Risbang SK Nomor,” vol. 17, no. 1, pp. 23–30, 2020.
- Sugianto, “Penerapan Teknik Data Mining Untuk Menentukan Hasil Seleksi Masuk Sman 1 Gibeber Untuk Siswa Baru Menggunakan Decision Tree,” pp. 39–43, 2017, doi: 10.31227/osf.io/vedu7.
- R.Ningsih, Y. Azhar, and Y. Munarko, “Rekomendasi Lowongan Pekerjaan dari Portal Bursa Lowongan Kerja Memanfaatkan Cosine Similarity dan Simple Additive Weighting,” *J. Repos.*, vol. 2, no. 5, p. 601, 2020, doi: 10.22219/repository.v2i5.58.
- T. Carneiro, R. V. M. Da Nobrega, T. Nepomuceno, G. Bin Bian, V. H. C. De Albuquerque, and P. P. R. Filho, “Performance Analysis of Google Colaboratory as a Tool for Accelerating Deep Learning Applications,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 61677–61685, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2874767.
- R. Cahyadi, A. Damayanti, and D. Aryadani,

- “Recurrent neural network (rnn) dengan long short term memory (lstm) untuk analisis sentimen data instagram,” vol. 5, pp. 1–9, 2020.
- R. Aydin and T. Gungor, “Combination of recursive and recurrent neural networks for aspect-based sentiment analysis using inter-aspect relations,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 77820–77832, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2990306.
- Lionovan, L. W. Santoso, and R. Intan, “Klasifikasi Topik dan Analisa Sentimen Terhadap Kuesioner Umpan Balik Universitas Menggunakan Metode Long Short-Term Memory,” *J. Infra*, vol. 8, no. 2, pp. 1–6, 2017.
- Puspaningrum and M. S. Bunga, “Klasifikasi Perubahan Perangkat Lunak pada Mobile App Review dengan Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) Jurnal IKRA-ITH Informatika Vol 4 No 3 November 2020 Jurnal IKRA-ITH Informatika Vol 4 No 3 November 2020,” vol. 4, no. 08, pp. 41–46.
- Faadilah, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Tokopedia Di Google Play Store Menggunakan Metode Long Short Term Memory,” 2020.