E-ISSN : 3025-1311
https://journal.cib.institute/index.php/kohesi

Kohesi: Jurnal Multidisiplin Saintek
Volume 11 No 3 Tahun 2026

ANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP KEBIJAKAN EFISIENSI ANGGARAN PEMERINTAH TAHUN 2025 MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)

Nety Etika Sari [1*], Novriyenni [2], Melda Pita Uli Sitompul [3]
[1,2] Program Studi Sistem Informasi,[3]Program Studi Bisnis Digital, STMIK Kaputama
E-mail: etikasarinety@gmail.com

ABSTRACT

Budget efficiency policy is a measure implemented by the government to ensure the optimal, efficient, and sustainable use of state resources. This policy has elicited diverse public reactions, ranging from support to criticism. Public opinion is frequently expressed via the social media platform Twitter (X). This study employs the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm for sentiment analysis. The analysis reveals that public sentiment is predominantly negative. Testing results indicate that the LSTM model achieved an accuracy of 83%, precision of 82%, recall of 83%, and an F1-score of 82%. These results demonstrate the model's capability to classify sentiment effectively.

Keywords: Sentiment Analysis, Budget Efficiency, Long Short-Term Memory (LSTM), Twitter (X)

ABSTRAK

Kebijakan efisiensi anggaran merupakan kebijakan yang diterapkan oleh pemerintah untuk memastikan pemanfaatan sumber daya negara dapat dilakukan secara optimal, efisien, dan berkelanjutan. Kebijakan tersebut menimbulkan berbagai tanggapan dari masyarakat, baik yang mendukung maupun yang mengeritik. Pendapat masyarakat tersebut banyak disampaikan melalui media sosial *Twitter (X)*. Penelitian ini menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) untuk menganalisis sentimen. Hasil menunjukkan bahwa sentimen masyarakat didominasi oleh sentimen negatif. Berdasarkan hasil pengujian, model LSTM berhasil memperoleh nilai Akurasi sebesar 83%, *Precision* sebesar 82%, *Recall* sebesar 83%, dan *F1-Score* sebesar 82%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model LSTM mampu mengklasifikasikan sentimen dengan cukup baik.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Efisiensi Anggaran, Long Short-Term Memory (LSTM), Twitter (X)

Article History
Received: Agustus 2026
Reviewed:Agustus 2026
Published: Agustus 2026

Plagiarism Checker No 237.u873247.fh8374

Copyright : Author
Publish by : Kohesi

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

1. PENDAHULUAN

Pendahuluan: Beberapa tahun terakhir, ketidakpastian ekonomi global dan risiko geopolitik memberikan dampak terhadap stabilitas ekonomi Indonesia, sehingga pemerintah perlu melakukan pengelolaan anggaran secara lebih efektif [1]. Pada tahun 2025, pemerintah menerapkan kebijakan efisiensi APBN dan APBD melalui Instruksi Presiden Nomor 1 Tahun 2025 yang menetapkan pemangkasan anggaran sebesar Rp306,69 triliun, terdiri dari Rp256,1 triliun pada kementerian/lembaga dan Rp50,59 triliun pada transfer ke daerah [2]. Kebijakan tersebut bertujuan mengurangi pemborosan anggaran, meningkatkan transparansi dan akuntabilitas, serta mendukung pertumbuhan ekonomi berkelanjutan dan program Makan Bergizi Gratis (MBG) [3].

Kebijakan efisiensi anggaran ini memicu berbagai tanggapan masyarakat, baik yang mendukung maupun yang mengkritik kebijakan tersebut. Pendapat masyarakat tersebut banyak disampaikan melalui media sosial. Media sosial merupakan ruang publik masyarakat untuk menyampaikan pendapat, aspirasi serta kritik terhadap suatu isu yang ada [4]. Salah satu media sosial yang sering digunakan untuk menyampaikan pendapat mengenai berbagai isu adalah *Twitter (X)*. *Twitter (X)* relevan digunakan sebagai sumber data dalam penelitian ini karena dapat menggambarkan opini publik terhadap kebijakan efisiensi anggaran pemerintah.

Analisis sentimen digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini berdasarkan kandungan sentimen dalam teks. Salah satu metode yang dapat digunakan *adalah Long Short-Term Memory (LSTM)*, yaitu arsitektur jaringan saraf yang mampu mempertahankan informasi penting dalam urutan teks dan mengatasi keterbatasan *Recurrent Neural Network (RNN)* dalam mengingat informasi jangka panjang [5]. Penelitian terdahulu menyatakan bahwa LSTM mampu mengklasifikasikan sentimen terkait kebijakan PPKM dengan akurasi sebesar 91,7 [6]. Berdasarkan penelitian yang lainnya mengenai perbandingan metode LSTM dan Metode *Naïve Bayes* dalam analisis sentimen, disimpulkan bahwa metode LSTM memberikan performa yang lebih baik dibandingkan dengan metode *Naïve Bayes*. Metode LSTM berhasil mencapai nilai akurasi sebesar 91.85%, sementara itu *Naïve Bayes* memperoleh nilai akurasi 83%. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa LSTM dapat digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen pada data teks media sosial [7].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentimen publik terhadap kebijakan efisiensi anggaran pemerintah tahun 2025 menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)* dengan data yang diperoleh dari media sosial *Twitter (X*).

2. METODE PENELITIAN

Metode Penelitian: Penelitian ini menggunakan *metode Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* sebagai kerangka kerja dalam melakukan analisis sentimen publik terhadap kebijakan efisiensi anggaran pemerintah tahun 2025. CRISP-DM terdiri dari enam tahapan utama, yaitu *business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation,* dan *deployment*. Berikut merupakan penjelasan dari setiap tahapan tersebut [8]:

2.1 *Business Understanding*

Tahap *business understanding* dilakukan untuk memahami permasalahan dan menentukan tujuan penelitian. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap kebijakan efisiensi anggaran pemerintah tahun 2025 berdasarkan opini yang disampaikan melalui media sosial *Twitter (X)*. Opini tersebut diklasifikasikan ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral.

2.2 *Data Understanding*

Data penelitian berupa unggahan dari media sosial *Twitter (X)* yang dikumpulkan menggunakan teknik *crawling*. Pengumpulan data dilakukan menggunakan kata kunci "efisiensi anggaran" dengan rentang waktu Januari hingga Desember 2025. Proses pengumpulan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* melalui *Google Colab*. Data yang diperoleh lalu dianalisis untuk mengetahui jumlah data dan melihat kondisi awal data sebelum dikelola lebih lanjut.

2.3 *Data Preparation*

Tahap *data preparation* dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum digunakan dalam proses pemodelan. Tahap ini meliputi text preprocessing dan pelabelan data. Proses *text preprocessing* terdiri dari *cleaning*, yaitu menghapus karakter atau informasi yang tidak diperlukan seperti *URL*, angka, *mention*, *hashtag*, tanda baca, spasi berlebihan, dan emoji. Selanjutnya, dilakukan *case folding* dengan mengubah seluruh huruf pada teks menjadi huruf kecil (*lowercase*), *tokenizing* dengan memisahkan teks menjadi bagian-bagian kata, *stopword removal* dengan menghapus kata-kata yang dianggap tidak memberikan informasi penting dalam proses analisis, serta *stemming* untuk mengubah kata menjadi bentuk dasarnya. Setelah proses *preprocessing* selesai, data diberi label sentimen menjadi positif, negatif, dan netral. Pelabelan dilakukan menggunakan pendekatan *Lexicon Based* dengan menghitung bobot kata berdasarkan kamus sentimen yang digunakan.

2.4 *Modeling*

Pada tahap *modeling*, data yang telah melalui proses *preprocessing* dan pelabelan digunakan untuk membangun model klasifikasi dengan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)*. Model LSTM mengklasifikasikan data teks ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Selanjutnya, data dibagi menjadi data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*) dengan proporsi 80:20. Data pelatihan digunakan untuk membangun model, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum pernah digunakan selama pelatihan.

2.5 *Evaluation*

Tahap *evaluation* dilakukan untuk mengetahui kinerja model LSTM dalam melakukan klasifikasi sentimen. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik, yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Metrik tersebut digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen positif, negatif, dan netral.

2.6 *Deployment*

Tahap *deployment* merupakan tahap penerapan hasil pemodelan agar dapat digunakan untuk menampilkan hasil analisis sentimen. Pada penelitian ini, hasil analisis ditampilkan dalam bentuk visualisasi menggunakan *Streamlit*, sehingga distribusi sentimen dan hasil analisis dapat ditampilkan secara lebih mudah dipahami. Tahap *deployment* merupakan tahapan akhir dalam CRISP-DM yang digunakan untuk menampilkan dalam bentuk yang lebih mudah dipahami sehingga memberikan gambaran mengenai kecenderungan sentimen publik terhadap kebijakan efisiensi anggaran pemerintah tahun 2025.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan Pembahasan: Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakuakan hasil menunjukkan bahwa sentimen negatif merupakan kategori yang paling dominan. Dari total 6.232 data, terdapat 4.014 data (64,4%) yang termasuk dalam kategori negatif, 1.598 data (25,6%) termasuk kategori positif, dan 620 data (9,9%) termasuk kategori netral. Dominasi sentimen negatif menunjukkan bahwa sebagian besar opini yang ditemukan pada *Twitter (X)* memberikan tanggapan kurang mendukung terhadap kebijakan efisiensi anggaran, terutama berkaitan dengan dampak penerapan kebijakan tersebut.

Gambar 1. *WordCloud* Sentimen Positif, Negatif, dan Netral

Berdasarkan hasil *WordCloud*, terdapat perbedaan kata yang dominan pada setiap kategori sentimen. Pada kategori negatif, beberapa kata yang sering muncul adalah “presiden”, “dana”, “hasil”, “dukung”, “kerja”, dan “langkah”. Pada kategori positif, kata yang sering muncul antara lain “tidak”, “potong”, “dampak”, “bijak”, “lembaga”, dan “belanja”. Sementara itu, pada kategori netral, kata yang sering muncul adalah “anggaran”, “efisiensi”, “menteri”, “triliun”, “daerah”, dan “pemerintah”. Visualisasi tersebut memberikan gambaran mengenai topik atau istilah yang banyak dibicarakan masyarakat dalam setiap kategori sentimen. Dominasi kata tertentu juga menunjukkan bahwa pembahasan mengenai efisiensi anggaran berkaitan dengan pemerintah, penggunaan dana, pemotongan anggaran, serta dampak yang ditimbulkan dari kebijakan tersebut.

Kemudian data dibagi dengan rasio 80:20, model LSTM diuji menggunakan data pengujian. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memperoleh Akurasi sebesar 83%, *Precision* sebesar 82%, *Recall* sebesar 83%, dan *F1-Score* sebesar 82%.

```
Akurasi: 0.8284
Presisi: 0.8251
Recall: 0.8284
F1-Score: 0.8266
              precision    recall  f1-score   support

    negative       0.89      0.90      0.89       803
     neutral       0.57      0.51      0.54       124
    positive       0.77      0.77      0.77       320

    accuracy                           0.83      1247
   macro avg       0.74      0.73      0.73      1247
weighted avg       0.83      0.83      0.83      1247
```

Gambar 2. Hasil Pengujian Model LSTM

Berdasarkan hasil pengujian, kategori negatif memperoleh hasil terbaik dengan nilai *Precision* 0,87, *Recall* 0,92, dan *F1-Score* 0,89. Kategori positif memperoleh *Precision* 0,78, *Recall* 0,72, dan *F1-Score* 0,75, sedangkan kategori netral memperoleh *Precision* 0,62, *Recall* 0,52, dan *F1-Score* 0,56. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model lebih baik dalam mengenali sentimen negatif dibandingkan sentimen positif dan netral. Salah satu faktor yang dapat memengaruhi kondisi tersebut adalah jumlah data pada masing-masing kategori yang tidak seimbang, dengan jumlah data negatif jauh lebih banyak dibandingkan kategori lainnya.

KESIMPULAN

Kesimpulan dan Saran: Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai analisis sentimen publik terhadap kebijakan efisiensi anggaran pemerintah tahun 2025 menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)*, dapat disimpulkan bahwa sentimen masyarakat di *Twitter (X)* didominasi oleh sentimen negatif. Dari 6.232 data, sebanyak 4.014 data (64,4%) termasuk sentimen negatif, 1.598 data (25,6%) termasuk sentimen positif, dan 620 data (9,9%) termasuk sentimen netral. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar tanggapan masyarakat terhadap kebijakan efisiensi anggaran cenderung negatif.

Model LSTM yang digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen memperoleh *Accuracy* sebesar 83%, *Precision* sebesar 82%, *Recall* sebesar 83%, dan *F1-Score* sebesar 82% dengan pembagian data 80:20. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model LSTM mampu melakukan klasifikasi sentimen ke dalam kategori positif, negatif, dan netral dengan kinerja yang cukup baik pada dataset penelitian.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan jumlah data yang lebih besar serta memanfaatkan data dari lebih dari satu media sosial agar gambaran tanggapan masyarakat terhadap kebijakan efisiensi anggaran dapat dilihat secara lebih luas. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat membandingkan kinerja LSTM dengan *algoritma Machine Learning* atau *Deep Learning* lainnya untuk mengetahui model yang memberikan hasil klasifikasi lebih baik. Pengembangan dashboard juga dapat dilakukan agar proses *crawling*, *preprocessing*, pelabelan,

hingga klasifikasi dapat dilakukan secara otomatis sehingga proses analisis menjadi lebih mudah dan efisien.

DAFTAR PUSTAKA

[1] N. Fahrezzy, A. Fatoni, Imron, and A. Agustina, "Dampak Ketidakpastian Global Terhadap Stabilitas Ekonomi Makro Indonesia," *J. Ekon. Syariah*, vol. 02, no. 02, pp. 290–294, 2025.

[2] V. Agustina and A. Herliana, "Analisis Sentimen Publik atas Kebijakan Efisiensi Anggaran 2025 dengan Text Mining dan Natural Language Processing," *J. Media Inform.*, vol. 6, no. 3, pp. 2182–2194, 2025, [Online]. Available: https://ejournal.sisfokomtek.org/index.php/jumin/article/view/6301

[3] D. Yuliati, "Dampak Kebijakan Efisiensi Anggaran di BAPPEDA Provinsi NTB : Implikasi terhadap Pelayanan Publik (Impact of Budget Efficiency Policy in BAPPEDA of NTB Province: Implications for Public Services)," *J. Kompil. Huk.*, vol. 10, no. 1, pp. 31–42, 2025.

[4] M. Ihsan and R. S. Adnan, "Media Sosial Twitter Sebagai Ruang Publik Virtual (Studi Kasus Penolakan Omnibus Law)," vol. 7, no. 3, pp. 3254–3267, 2022.

[5] Susilawat, Z. Sitorus, M. Iqbal, D. Nasution, and R. F. Wijaya, "Analisis Sentimen Penerapan Deep Learning dan Analisis Sentimen terhadap Gap Kompetensi Lulusan Lembaga Pendidikan dan Pelatihan Vokasi terhadap Dunia Kerja dengan Metode Long Short-Term Memory (LSTM)," *Bull. Inf. ...*, vol. 6, no. 2, pp. 0–11, 2025, doi: 10.47065/bit.v5i2.2029.

[6] S. F. Pane and J. Ramdan, "Pemodelan Machine Learning : Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan PPKM Menggunakan Data Twitter," *J. Sist. Cerdas*, vol. 5, no. 1, pp. 12–20, 2022, doi: 10.37396/jsc.v5i1.191.

[7] N. R. Ramadhan and N. Hendrastuty, "Perbandingan Algoritma Naïve Bayes dan LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Opini Masyarakat Tentang Sandwich Generation," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 6, no. 3, pp. 1677–1687, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i3.6385.

[8] R. Mukhaimin, R. Ester, and I. T. Hardono, "Optimalisasi Business Intelligence dengan Metode CRISP-DM pada Departemen Service Solution PT Home Center Indonesia," vol. 3, no. 5, pp. 1268–1272, 2025, [Online]. Available: https://jurnalmahasiswa.com/index.php/jriin