

Analisis Sentimen Isu Pengelolaan Sampah untuk Solusi Sistem Cerdas Menuju Indonesia Sehat

Riszki Wijayatun Pratiwi¹, Rifqi Fauzi Rahmadzani², Chayanita Sekar Wijaya³, Vilya Lakstian Catra Mulia⁴, Jumi Darsih⁵

^{1,3,4,5}Politeknik Assalaam Surakarta, Komplek PPMI Assalaam, Jl. Garuda Mas, Nilagraha, Gonilan, Kec. Kartasura, Kab Sukoharjo, Jawa Tengah, 57169

² Universitas Islam Batik Surakarta, Jl. Agus Salim no.10, Sondakan, Kec. LAweyan, Kota Surakarta, Jawa Tengah 57147

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2025-09-29

Revised 2025-12-04

Accepted 2025-12-06

Abstract – The issue of waste management in Indonesia has become a crucial problem that significantly affects both public health and the environment. A lack of public awareness and suboptimal management practices can further worsen environmental conditions and health risks. Therefore, a smarter and data-driven approach is required to understand public opinion and encourage greater community participation. Social media reviews provide valuable insights into waste management issues; however, the overwhelming volume of such data makes analysis challenging. To address this, a sentiment analysis application is needed to summarize public opinions on waste management issues and classify them into positive, negative, and neutral sentiments. The goal is to support more accurate decision-making in formulating effective waste management policies. Sentiment analysis using deep learning methods has demonstrated superior performance compared to lexicon-based and traditional machine learning approaches. BERT, as a deep learning method, has proven to be highly effective in handling textual data. Therefore, this study adopts the BERT method. This study employs a two-stage methodology. The first stage involves building a sentiment analysis model using BERT, while the second stage focuses on software development using the Software Development Life Cycle (SDLC). The first stage produces the best-performing BERT model, which is then applied in developing a sentiment analysis application for waste management issues. The findings of this study indicate that the BERT method is highly suitable for datasets on waste management issues obtained from Twitter crawling, achieving an accuracy of over 90%. The best-performing model was successfully implemented in a web-based sentiment analysis application.

Keywords: BERT; Deep Learning; Sentiment Analysis; Waste Management Issues.

Corresponding Author:

Riszki Wijayatun Pratiwi

Email: riszkiwp@gmail.com



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstrak – Permasalahan pengelolaan sampah di Indonesia saat ini menjadi isu krusial yang berpengaruh terhadap Kesehatan Masyarakat dan lingkungan, kurangnya kesadaran serta pengelolaan yang kurang optimal maka bisa memperburuk keadaan lingkungan dan Kesehatan lingkungan, oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan yang lebih cerdas dan berbasis data untuk memahami opini masyarakat, agar masyarakat berpartisipasi. Seluruh informasi terkait pengelolaan sampah bisa didapatkan pada ulasan media sosial. Namun data ulasan isu pengelolaan sampah yang terlalu banyak sulit untuk dianalisis. Oleh sebab itu, dibutuhkan aplikasi analisis sentimen yang dapat merangkum ulasan masyarakat terhadap isu pengelolaan sampah, serta melakukan analisis sentimen. Sehingga, didapatkan presentasi ulasan positif, negatif, dan netral dari topik isu pengelolaan sampah. Tujuannya untuk membantu pengambilan Keputusan yang lebih tepat dalam merumuskan kebijakan pengelolaan sampah yang efektif. Analisis Sentimen menggunakan metode deep learning memberikan performa yang lebih baik jika dibandingkan metode lexicon, serta machine learning klasik. BERT merupakan metode deep learning yang membuktikan bisa menunjukan performa yang baik pada data teks. Oleh karena itu, metode yang digunakan adalah BERT. Metode penelitian ini dibagi menjadi dua tahapan, tahap pertama adalah pembentukan model analisis sentimen menggunakan metode BERT. Sedangkan tahapan kedua merupakan pengembangan perangkat lunak menggunakan Software Development Life Cycle (SDLC). Tahapan pertama memperoleh model terbaik dari metode BERT. Lalu model dari tahapan pertama untuk mengembangkan aplikasi analisis sentimen isu pengelolaan sampah. Simpulan pada penelitian ini metode BERT sangat cocok untuk dataset Isu Pengelolaan Sampah yang didapatkan dari crawling twitter dan mendapatkan akurasi sebesar > 90% serta model terbaiknya diimplementasikan pada aplikasi analisis sentiment berbasis website.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, BERT, Deep Learning, Isu Pengelolan Sampah

I. PENDAHULUAN

Isu pengelolaan sampah di Indonesia saat ini menjadi top topik di twitter, itu berarti bahwa isu pengelolaan sampah sudah menjadi masalah yang mendesak. Salah satu penyebab utamanya adalah pesatnya pertumbuhan jumlah penduduk dan urbanisasi yang cepat. Merujuk pada data Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK), Indonesia menunjukkan lebih dari sekitar 64 juta ton sampah setiap tahun, dengan

limbah plastik yang kian meningkat [1] [2] [3]. Akan tetapi, mekanisme pengelolaan sampah yang diterapkan saat ini tidak tersedia dalam mengelola volume limbah yang semakin melonjak. Tantangan utama dalam pengelolaan sampah salah satunya yaitu kurangnya kepedulian serta keterlibatan masyarakat dalam memilih untuk mengelola sampah dengan benar [4].

Seluruh informasi terkait pengelolaan sampah dapat diperoleh pada ulasan media sosial. Namun data ulasan isu pengelolaan sampah yang terlalu banyak sulit untuk dianalisa [5]. Oleh sebab itu, maka diperlukan aplikasi analisis sentimen untuk dapat merangkum, ulasan masyarakat terhadap isu pengelolaan sampah. Sehingga didapatkan presentasi ulasan positif, negatif serta netral dari topik isu pengelolaan sampah.

Analisis sentimen menggunakan metode *deep learning* menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan dengan *lexicon* ataupun *machine learning*. Pada penelitian [6] menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) yakni sebagian dari metode pada *machine learning* memperoleh ketepatan sebanyak 80%. Pada penelitian ini melakukan update dengan menggunakan salah satu metode pada *deep learning* yakni *Bidirectional Encoder Representaion from Transformer* (BERT), pada penelitian [7] [8] yang sudah dilakukan juga menggunakan salah satu metode *deep learning* mendapatkan kenaikan akurasi sebanyak 5-10%. Serta terdapat permasalahan yang lain pada analisis sentimen adalah pada metode *pretraining* yang tepat. Penggunaan metode BERT pada penelitian ini menjadikan lebih efisien dikarenakan proses *pretraining* sudah *include* didalamnya metode BERT [9] [10]

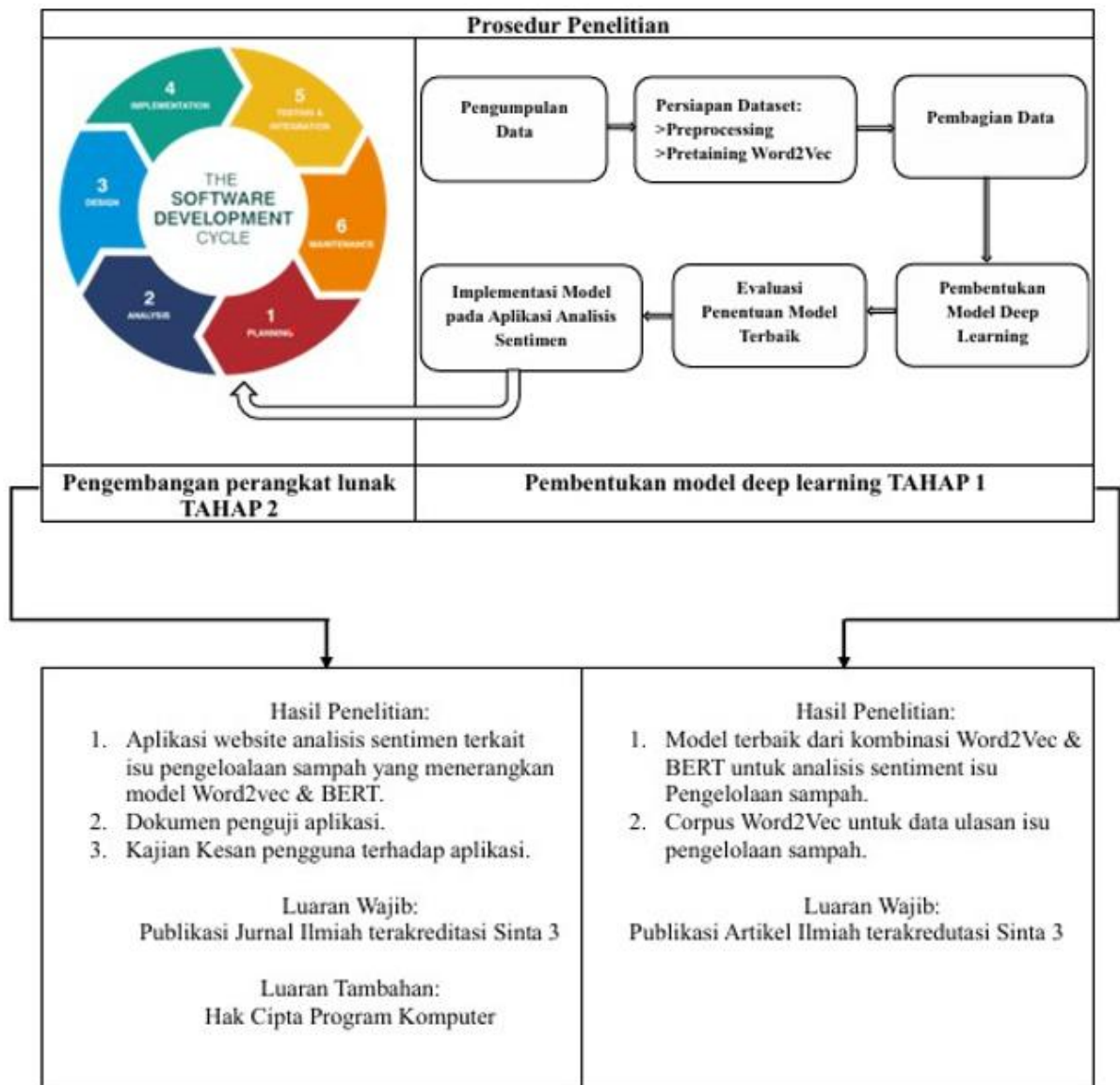
Aplikasi Analisis sentimen merupakan salah satu solusi untuk beberapa permasalahan terkait isu opini publik, *review* produk serta pendidikan maupun pariwisata. Menurut penelitian [11] [12] [13] dibuatnya aplikasi analisis sentimen yang menampilkan keseluruhan hasil *review* serta prediksi akan lebih memudahkan pengguna atau masyarakat dalam pengambilan keputusan

Penelitian ini memusatkan perhatian pada permasalahan bagaimana memberikan solusi bagi pemerintah dan masyarakat dalam menentukan kebijakan pengelolaan sampah serta membantu pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam merumuskan kebijakan pengelolaan sampah yang efektif. Penelitian memberikan solusi berupa pengembangan aplikasi analisis sentimen pemanfaatan sistem cerdas pada pengelolaan sampah dipandang sebagai website yang berperan dalam mendorong implementasi teknologi guna menciptakan kondisi lingkungan agar lebih sehat di Indonesia.

Tujuan khusus pada penelitian ini adalah pengembangan terhadap penerapan analisis sentimen terhadap isu persampahan sebagai pendekatan teknologi cerdas guna mendukung program kesehatan lingkungan di Indonesia dengan menerapkan model terbaik metode BERT yang sudah melalui proses *training* / pelatihan. Adapun terkait studi kelayakannya aplikasi ini dapat dilihat dari kebutuhan pengguna yaitu Masyarakat, Dinas Lingkungan Hidup yang memerlukan hasil analisis data opini isu pengelolaan sampah. Sehingga aplikasi ini layak untuk dimanfaatkan oleh pengguna.

II. METODE

Skema metode penelitian dalam studi ini disajikan pada Gambar 1.

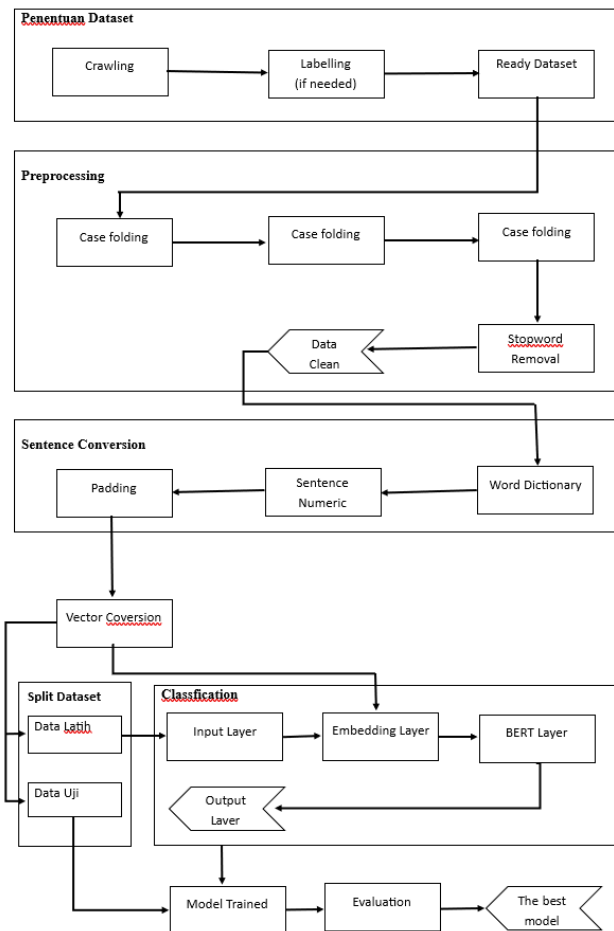


Gambar 1. Metode Penelitian

Metode penelitian ini menggunakan 2 tahap:

A. Tahap 1 – Pembentukan Model Analisis Sentimen

Proses pembentukan model menggunakan metode *Deep Learning* yakni BERT dan dijelaskan secara detail pada Gambar 2.



Gambar 2. Pembentukan Model Analisis Sentimen

1. Proses Perolehan Data

Data yang dimanfaatkan dalam penelitian ini meliputi evaluasi isu pengelolaan sampah di Indonesia yang di-*crawling* dari Twitter. Data dibagi secara seimbang menjadi dalam kelas sentiment positif, negatif serta netral, dan jumlah data keseluruhan dari masing-masing kelas sentimen 15000 dataset.

2. Persiapan Dataset

Sebelum dataset akan digunakan pada proses latih dan uji pada *deep learning*, dataset perlu dipersiapkan lebih dahulu agar dataset dalam kondisi non redundansi [14] serta bisa dianalisa secara utuh dengan menggunakan *Deep Learning* [15]. Proses persiapan dataset yaitu bernama *preprocessing*. Proses *preprocessing* dilakukan untuk membersihkan dataset serta merapikan dataset supaya mudah digunakan pada proses selanjutnya [16] [17]. Adapun detail tahapannya berikut ini:

- *Case folding* merupakan tahap normalisasi teks dengan menyeragamkan seluruh karakter alfabet menjadi bentuk huruf kecil. Pada penelitian ini, proses *case folding* diterapkan untuk mengonversi setiap huruf dalam teks ke bentuk *lowercase*.
- *Filtering* merupakan tahap pembersihan teks dengan membersihkan teks dari elemen yang tidak diperlukan, misalnya tanda baca, simbol, emotikon, angka, elemen HTML, serta *mention* dalam dokumen.
- Tokenisasi merupakan proses menguraikan teks menjadi satuan bahasa fundamental, misalnya kata maupun frasa yang memiliki makna, sehingga memudahkan tahap analisis pada pemrosesan bahasa selanjutnya.
- Stopword removal adalah prosedur eliminasi kata yang tidak memberikan kontribusi bermakna dalam penelaahan, seperti istilah hubung yang berfrekuensi tinggi, sehingga dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam pemrosesan data teks.
- Padding adalah proses menyamakan panjang data masukan agar seluruh sequence memiliki panjang yang seragam sebelum diproses oleh neural network, sehingga pembelajaran model dapat berjalan optimal.

3. Pembagian Data Latih dan Data Uji

Pembagian data dilakukan untuk memisahkan data yang digunakan dalam proses pelatihan model dan data yang digunakan untuk pengujian. Pada tahap ini, data dibagi menjadi 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data evaluasi, dataset dilakukan agar pada proses latih *deep learning* terdapat data yang berperan sebagai data pelatihan dan data pengujian.

4. Pengelompokan menggunakan Deep Learning (BERT)

Proses klasifikasi dilakukan sentimen yang mencakup tiga kelas opini yakni konstruktif, kritis dan tidak memihak. Proses klasifikasi melalui tahapan latih serta uji. Proses pelatihan dilakukan untuk mentraining *deep learning* (pada penelitian ini menggunakan metode BERT) yang berfungsi sebagai guna memahami suatu ulasan dikelompokkan kedalam kelas sentimen. Semua data uji akan melewati layer pada metode BERT, supaya BERT memahami setiap kelas dari data latih yang melewatinya. Proses uji dilakukan tujuannya untuk memvalidasi pengetahuan BERT yang telah di latih sebelumnya.

5. Evaluasi Penentuan Model Terbaik

Performa model pengelompokan dalam pengujian tersebut dievaluasi memakai *confusion matrix*. *Confusion matrix* adalah alat yang digunakan untuk mengukur capaian model pengelompokan dalam membedakan berkas ke dalam sebuah beberapa kelas [18] [19] [20].

6. Implementasi Model Pada Analisis Sentimen

Model terbaik yang dihasilkan dari pengolahan analisis sentimen disimpan dalam format file seperti: h5, model atau.pkl.

B. Tahap 2 – Pengembangan Perangkat Lunak

Aplikasi analisis sentimen ini dikembangkan menggunakan metode SDLC yang akan dijelaskan sebagai berikut:

1. Perencanaan

Tahapan ini dilakukan untuk menentukan hal-hal mendasar yang ada pada permasalahan yang akan dianalisis. Pada tahapan ini terdiri dari identifikasi masalah, menentukan kebutuhan sistem, mengevaluasi berbagai solusi alternatif, verifikasi data, pengumpulan dataset dengan cara *crawling* data terkait isu pengelolaan sampah di twitter

2. Analisa

Pada tahapan ini peneliti melakukan analisa permasalahan dan analisa data yang bisa dijadikan pijakan sebagai dasar dalam Pembangunan aplikasi. Selain itu pada tahapan ini juga ditentukan model data dan klasifikasi data yang akan diterapkan pada aplikasi.

3. Desain

Peneliti menghasilkan desain Antarmuka pengguna dan Pengalaman pengguna model alur melalui struktur sistem dengan UML (*Unified Modelling Language*) serta menghasilkan story board serta rancangan database aplikasi.

4. Implementasi

Pada tahapan ini dikembangkan aplikasi analisis sentimen tentang pengelolaan sampah sebagai strategi mendukung Indonesia sehat dengan menerapkan model terbaik dari metode BERT yang sudah melalui proses pelatihan. Aplikasi ini berbasis website yang bisa menampilkan rangkuman data ulasan berdasar sentimen serta bisa divisualisasikan berdasarkan kurun waktu tertentu.

5. Evaluasi Sistem

Evaluasi sistem berdasarkan penelitian ini melalui *Blackbox testing*. Tujuannya agar melihat fungsionalitas semua fitur pada aplikasi website analisis sentimen.

6. Pemeliharaan Sistem

Pada tahapan ini dilakukan sebuah evaluasi terhadap sistem aplikasi yang dijalankan, dengan mengkoordinasikannya kepada *programmer* apabila terdapat *error* atau *bug*.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil

Semua tahapan pada penelitian ini sudah dilaksanakan dengan baik dan selesai, yakni tahapan pencarian model terbaik dengan menggunakan metode BERT pada studi kasus analisis sentimen isu pengelolaan sampah di Indonesia, serta tahapan berikutnya, yaitu pembuatan aplikasi analisis sentimen berbasis website. Seluruh tahapan penelitian, mulai dari pembentukan model analisis sentimen menggunakan BERT hingga pengembangan aplikasi berbasis web, telah berhasil dilaksanakan. Dataset berjumlah 15.000 tweet yang dibagi seimbang menurut tiga kelas opini (konstruktif, kritis, Tidak mendukung) digunakan untuk pelatihan konsep. Proses preprocessing mencakup *case folding*, *filtering*, tokenisasi, dan *stopword removal* sehingga data siap diproses oleh arsitektur BERT.

Pengujian *hyperparameter* menunjukkan bahwa kombinasi Batch Size 32, Epoch 2, dan fungsi aktivasi Softmax menghasilkan kinerja terbaik dengan akurasi 91%. Model ini kemudian diimplementasikan pada aplikasi analisis sentimen isu pengelolaan sampah berbasis website. Pengujian Blackbox menggambarkan bahwa seluruh fungsi inti, baik prediksi tunggal maupun prediksi kolektif, berjalan stabil dan memenuhi standar operasional.

B. Pembahasan

Hasil penelitian menegaskan bahwa model BERT bisa memberikan performa pengelompokan sentiment sangat bagus pada isu pengelolaan sampah. Akurasi 91% merupakan capaian signifikan, terutama untuk data berbahasa Indonesia yang bersifat informal, penuh singkatan, dan sering mengandung struktur kalimat tidak baku.

Temuan ini memperkuat bukti pada penelitian sebelumnya bahwa metode deep learning berbasis transformer memiliki keunggulan dalam memahami konteks linguistik yang kompleks dibandingkan machine learning konvensional. Hal ini sesuai dengan studi [7] dan [8] yang menunjukkan kelebihan BERT dalam berbagai tugas NLP. Adapun Langkah-langkah penelitian dilakukan dengan beberapa tahapan yakni:

1. Dataset Penelitian

Data penelitian dikumpulkan melalui menggunakan web crawling melalui twitter. Data yang sudah didapatkan kemudian digunakan untuk pelatihan terhadap *Deep Learning* yakni metode BERT. Penelitian ini menggunakan beberapa tagar kata-kata terkait isu pengelolaan sampah. Data penelitian yang digunakan diperoleh melalui sejumlah 15.000 kumpulan data. Kemudian seluruh dataset tersebut diberikan label yakni positif, negative dan netral, serta jumlah detail pelabelan pada dataset masing-masing 5000 dataset.

2. Hasil Pelabelan Data

Data yang sudah didapatkan pada proses web crawling kemudian diberi label oleh para ahli. Pelabelan data dibagi menjadi tiga kategori sentimen, dengan kategori sentimen konstruktif, sentimen kritis dan tidak memihak. Adapun jumlah totalnya 15000 dataset serta masing-masing kelas sentiment jumlahnya 5000 dataset. Detail contoh dataset yang sudah diberikan label dapat dilihat di Tabel 1.

TABEL 1
CONTOH DATASET YANG SUDAH DIBERIKAN LABEL

No	Ulasan	Kelas Sentimen
1	edukasi pengelolaan sampah di sekolah berhasil mengurangi limbah di lingkungan saya	konstruktif
2	zero waste sedang berlangsung di beberapa wilayah	kritis
3	tidak semua warga memahami pentingnya pengurangan sampah rumah tangga	Tidak mendukung

3. Hasil Preprocessing

Preprocessing dilakukan sebelum dataset akan digunakan pada proses pelatihan dan pengujian metode BERT *deep learning*, dataset perlu dipersiapkan terlebih dahulu supaya dataset dalam kondisi tidak ada redundansi serta bersih. Proses preprocessing ini tujuannya adalah data diproses melalui pembersihan dan penataan ulang agar siap digunakan dalam tahap analisis berikutnya. Tahapan preprocessing dijelaskan sebagai berikut ini merupakan tahapan preprocessing yang dilakukan pada penelitian ini *casefolding*, *filtering*, *tokenisasi*, serta *stopword removal*

4. Hasil Modelling/Pemodelan

Tahapan ini dilakukan untuk melihat model terbaik. Pengujian ini dilakukan fungsinya untuk mencari parameter yang menghasilkan akurasi terbaik dari arsitektur BERT, karena keterbatasan sumber daya maka

tidak semua kombinasi parameter bisa dilakukan saat pengujian. Ketika pengujian pertama sudah dilakukan dengan mendapatkan hasil terbaik, maka akan digunakan pada pengujian parameter selanjutnya. Pada Tabel 2 adalah detail nilai parameter yang diuji

TABEL 2
NILAI PARAMETER YANG DIUJI

Parameter	Nilai
<i>Batch_Size</i>	{8,16,32,64}
<i>Epoch</i>	{2,4,5}
λ	{ <i>sigmoid</i> , <i>softmax</i> }

4.1 Tuning Hyperparameter

a. Tuning jumlah *Batch_Size*

Pengujian ini dimulai dengan pengujian jumlah *batch_size* yaitu 8,16,32 serta 64. Pada pengujian ini berfungsi untuk melihat nilai *batch_size* terbaik. Pada pengujian pertama parameter yang digunakan dipilih secara random, jumlah *epoch* 2 serta fungsi aktivasi *softmax* dan menggunakan BERT. nilai *batch_size* terbaik pada pengujian ini akan digunakan pada pengujian parameter selanjutnya.

TABEL 3
PENGUJIAN NILAI *BATCH_SIZE* PADA METODE BERT

Nilai <i>Batch_Size</i>	Waktu (Jam)	Akurasi (%)
8	7:15	78
16	8:20	81
32	8:50	90
64	9:15	86

Berdasarkan Tabel 3 bisa disimpulkan bahwa Nilai *Batch_Size* 32 memiliki akurasi paling baik daripada nilai yang lainnya. Dikarenakan pada penelitian sebelumnya sudah merekomendasikan ukuran *batch_size* yang baik antara 16 atau 32 hal ini sudah terbukti empiris stabil pada banyak downstream tasks serta ukuran *batch_size* 32 cukup besar untuk menghasilkan gradien yang stabil, tapi masih ringan di GPU menengah. Serta pada batch 32, yang memberikan keseimbangan antara kecepatan komputasi dan kualitas pembelajaran. Batch terlalu kecil (8 atau 16) menghasilkan gradien yang lebih bising, sedangkan batch terlalu besar (64) cenderung menurunkan kemampuan generalisasi. Temuan ini konsisten dengan rekomendasi praktik umum training BERT pada *downstream task*.

b. Tuning jumlah *Epoch*

Setelah menentukan jumlah *Batch_Size*, selanjutnya pengujian jumlah *epoch* yaitu dengan menentukan total *epoch* tersebut yang akan diuji. Penentuan jumlah *epoch* yang digunakan pada penelitian ini adalah 2,4 serta 5. Penggunaan parameter dalam penelitian ini diberikan jumlah *batch_size* 32 karena pada pengujian sebelumnya memiliki nilai akurasi tertinggi, dan parameter lain yaitu fungsi aktivasi *softmax*.

TABEL 4
PENGUJIAN JUMLAH *EPOCH* PADA BERT

Jumlah Epoch	Waktu (Jam)	Akurasi (%)
2	8:20	92
4	7:50	89
5	8:40	90

Dari Tabel 4, dapat diamati pengaruh jumlah epoch terhadap hasil pengujian tertinggi yaitu pada jumlah epoch 2 dengan nilai akurasi 92. Hal ini berarti semakin banyak nilai epoch belum tentu mendapatkan nilai akurasi terbaik. Menariknya, penambahan jumlah epoch menjadi 4 atau 5 justru menghasilkan akurasi lebih rendah (89% dan 90%). Hal ini mengindikasikan *overfitting*, suatu keadaan ketika model mempelajari data pelatihan secara berlebihan sehingga tidak mampu melakukan generalisasi yang baik terhadap data pengujian. BERT yang telah melalui pretraining besar-besaran pada korpus multibahasa biasanya hanya membutuhkan sedikit *epoch* untuk *fine-tuning*. Dengan demikian, hasil ini sepenuhnya selaras dengan karakteristik dasar BERT.

c. *Tuning* fungsi aktivasi

Pengujian yang terakhir adalah pengujian fungsi aktivasi. Adapun fungsi aktivasi pada penelitian ini softmax dan sigmoid. Parameter lainnya dapat dimanfaatkan adalah parameter paling tepat melalui pengujian terdahulu.

TABEL 5
PENGUJIAN FUNGSI AKTIVASI PADA BERT

Fungsi Aktivasi	Waktu (jam)	Akurasi (%)
Sigmoid	7:30	91
	8:15	78

Dari pengujian yang dilakukan menunjukkan bahwa fungsi aktivasi softmax menghasilkan nilai akurasi terbaik yakni 91 dibandingkan fungsi aktivasi sigmoid. Hal ini dikarenakan softmax lebih cocok untuk kelas sentimen yang outputnya 3 kelas, sudah terbukti pada proses training ini ketika pengujian pada softmax proses *training* lebih cepat dan stabil.

4.2 Hasil Pengujian Metode BERT

Setelah dilakukan pengujian dari beberapa parameter yang sudah ditentukan yaitu jumlah *batch_size*, jumlah *epoch* serta fungsi aktivasi. Hasil pengujian sebelumnya akan digunakan untuk menguji kinerja metode BERT. Hasil model terbaik pada metode BERT ini dengan nilai parameter jumlah *batch_size* 32, jumlah epoch 2 serta fungsi aktivasi *softmax*. Dari pengujian ini kita bisa melihat bahwa seluruh parameter dikombinasi dengan nilai tersebut mendapatkan nilai akurasi 91%. Nilai inilah menjadi akurasi tertinggi untuk model analisis sentimen dengan metode BERT.

a. *Comparative Analysis* dengan Penelitian Sebelumnya

Pada bagian pendahuluan disebutkan bahwa penelitian Pratiwi et al. (2021) menggunakan SVM pada data ulasan skincare memperoleh akurasi 80%. Jika dibandingkan, hasil penelitian ini (91%) menunjukkan peningkatan performa sebesar:

$$91\% - 80\% = 11\%$$

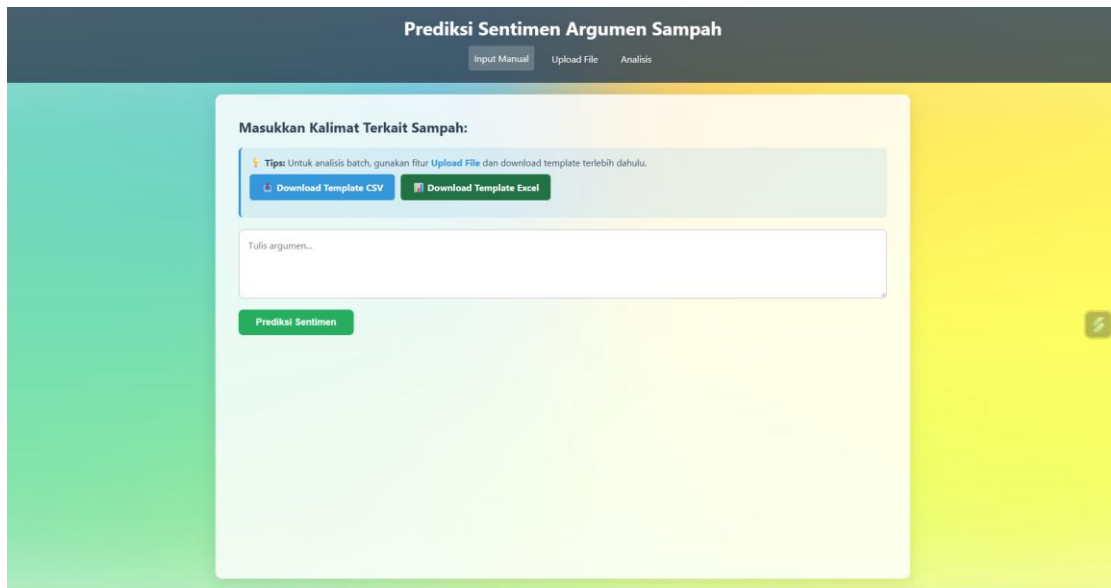
Perbedaan ini menunjukkan bahwa:

- BERT dapat memahami konteks kalimat lebih baik.
- Model berbasis embedding statis (SVM + TF-IDF) lebih rentan terhadap variasi struktur bahasa informal seperti yang banyak muncul di Twitter.
- Dataset yang lebih besar (15.000 tweet) semakin meningkatkan efektivitas representasi kontekstual pada BERT.

Hasil penelitian ini juga konsisten dengan temuan [7], yang melaporkan peningkatan akurasi 5–10% ketika beralih dari machine learning klasik ke BERT untuk tugas klasifikasi teks dalam bahasa Indonesia.

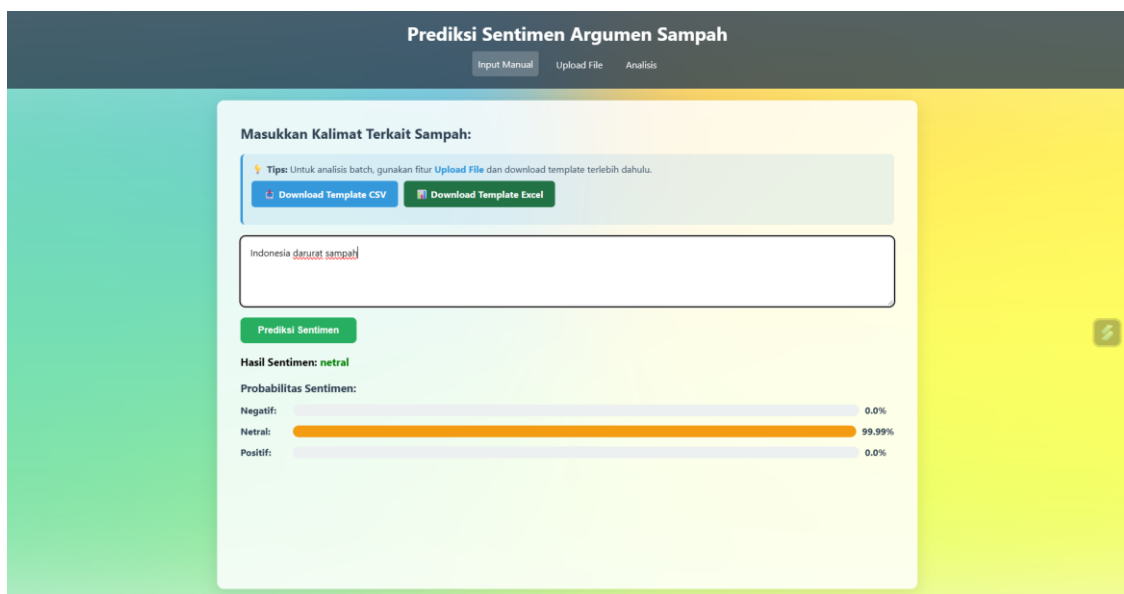
b. Implementasi Model terbaik ke aplikasi berbasis website

Model terbaik dari metode BERT kemudian di implementasikan pada aplikasi berbasis website. Aplikasi pada penelitian ini adalah aplikasi isu pengelolaan sampah dengan menerapkan metode deep learning. Adapaun detail tampilan aplikasinya dapat dilihat pada Gambar 3. Pada tampilan awal aplikasi kita dapat menginputkan kalimat sentiment terkait isu pengelolaan sampah kemudian setelah diinputkan akan keluar prediksi kelas sentimennya.



Gambar 3. Tampilan awal website isu pengelolaan sampah

Pengguna dapat menginputkan ulasan atau opini terkait isu pengelolaan sampah, kemudian ulasan atau opini tersebut akan keluar prediksi kelas sentimennya. Pada Gambar 4 terlihat detail ketika masuk opini Indonesia Darurat Sampah maka prediksi kelas sentimennya adalah Netral



Gambar 4. Prediksi Kelas Sentimen

Selain itu pada aplikasi ini juga bisa memuat prediksi secara masal. Jadi tidak hanya satu opini saja. Adapaun detailnya dapat dilihat pada Gambar 5.

Gambar 5. Input Prediksi Kelas Sentimen Secara Masal

Kita hanya perlu upload file csvnya saja kemudian akan keluar hasil prediksi kelas sentimen secara masal. Adapun detailnya bisa dilihat dari Gambar 6.

Prediksi Sentimen			
Hasil Analisis Sentimen (5 data)			
No	Teks	Sentimen	Probabilitas
1	Sampah plastik sangat merusak lingkungan kita	POSITIF	Negatif: 0.0% Netral: 0.0% Positif: 99.99%
2	Pengelolaan sampah yang baik sangat penting	POSITIF	Negatif: 0.0% Netral: 0.0% Positif: 99.99%
3	Masyarakat harus sadar akan pentingnya kebersihan	NEGATIF	Negatif: 99.99% Netral: 0.0% Positif: 0.0%
4	Tempat sampah yang tersedia sudah cukup memadai	NETRAL	Negatif: 22.11% Netral: 77.88% Positif: 0.01%
5	Kampanye anti sampah plastik sangat efektif	POSITIF	Negatif: 0.0% Netral: 0.0% Positif: 99.99%

Gambar 6. Nilai Prediksi Kelas Sentimen Secara Masal

c. Implikasi Penelitian bagi Pemerintah dan Stakeholder

- Aplikasi analisis sentimen ini dapat memberikan manfaat praktis khususnya bagi Dinas Lingkungan Hidup (DLH) sebagai bentuk monitoring real-time opini publik dan dapat memantau tren sentimen masyarakat terhadap kebijakan tertentu (misal program bank sampah, penutupan TPA, edukasi pilah sampah).
- Identifikasi wilayah dengan keluhan tinggi jika dipadukan dengan data lokasi. Dashboard dapat menunjukkan titik wilayah yang paling sering mengandung sentimen negatif mengenai sampah.
- Evaluasi efektivitas kampanye lingkungan, kampanye yang efektif akan tercermin dari naiknya proporsi sentimen positif dalam rentang waktu tertentu.
- Pengambilan keputusan berbasis data (*data-driven policy*), kebijakan dapat diarahkan sesuai keluhan publik, misalnya penumpukan sampah, kurangnya armada angkut, atau jadwal pengangkutan yang tidak konsisten.

- Prioritas tindakan cepat (*rapid response*), ketika terjadi lonjakan sentimen negatif, pemerintah dapat merespon lebih cepat sebelum masalah meluas.
- Pengujian Sistem (*Blackbox testing*), hasil pengujian menggunakan *Black box Testing* ditampilkan dengan Tabel 6 dan Tabel 7.

TABEL 6
PENGUJIAN 6 MENU PADA PREDIKSI KALIMAT

No	Skenario Uji	Input	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status
1	Input kalimat positif	“Program daur ulang ini sangat bermanfaat”	Sistem menampilkan label Positif dengan skor probabilitas	Label Positif muncul dengan skor 0.92	Berhasil
2	Input kalimat negatif	“Masalah sampah di kota ini semakin parah”	Sistem menampilkan label Negatif dengan skor probabilitas	Label Negatif muncul dengan skor 0.87	Berhasil
3	Input kalimat netral	“Pengelolaan sampah dilakukan setiap minggu”	Sistem menampilkan label Netral dengan skor probabilitas	Label Netral muncul dengan skor 0.75	Berhasil
4	Input kosong	"" (tidak ada teks)	Sistem menolak input dan memberi pesan “ Input tidak boleh kosong ”	Pesan error ditampilkan	Berhasil
5	Input karakter non-alfabet	“!!! ### ???”	Sistem menolak input dan memberi pesan “ Teks tidak valid ”	Pesan error ditampilkan	Berhasil

TABEL 7
MENU PREDIKSI KOLEKTIF

No	Skenario Uji	Input	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status
1	Input 3 kalimat campuran	“Program daur ulang bagus. Sampah masih menumpuk. Pengelolaan dilakukan rutin.”	Sistem menampilkan hasil analisis per kalimat: Positif, Negatif, Netral	Hasil analisis muncul sesuai ekspektasi	Berhasil
2	Input hanya 1 kalimat	“Sampah plastik sulit diurai.”	Sistem tetap memproses dan menampilkan hasil analisis per kalimat	Hasil analisis muncul (Negatif)	Berhasil
3	Input kosong	""	Sistem menolak input dan menampilkan pesan “ Harap masukkan ”	Pesan error ditampilkan	Berhasil

No	Skenario Uji	Input	Hasil yang Diharapkan minimal 1 kalimat	Hasil Aktual	Status
4	Input panjang (lebih dari 10 kalimat)	12 kalimat tentang pengelolaan sampah	Sistem menampilkan analisis untuk semua kalimat tanpa error	Semua kalimat terprediksi	Berhasil
5	Input kombinasi bahasa	“Waste management is important. Pengelolaan sampah di sini kurang baik.”	Sistem tetap memberikan hasil sesuai bahasa yang dikenali, kalimat asing ditandai sebagai “Tidak dikenali” atau “Netral”	Analisis muncul, kalimat Inggris ditandai Netral	Berhasil

IV. SIMPULAN

Kesimpulan pada penelitian ini adalah analisis sentimen menggunakan metode BERT mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan baik. Semua model menunjukkan akurasi di atas 80%, sehingga layak diterapkan dalam aplikasi sistem prediksi untuk menghasilkan keluaran yang akurat. Hasil pengujian Blackbox pada aplikasi analisis sentimen berbasis web dengan topik isu pengelolaan sampah juga memperlihatkan bahwa seluruh fungsi inti, baik prediksi per kalimat maupun prediksi masal, berjalan sesuai harapan. Sistem mampu menangani berbagai jenis input, termasuk positif, negatif, netral, kosong, masukan panjang, hingga karakter non alfabet. Selain itu, fitur validasi input telah berfungsi dengan baik, ditunjukkan oleh pesan kesalahan yang jelas dan sesuai konteks.

UCAPAN TERIMA KASIH

Para penulis menyampaikan penghargaan yang tulus kepada Direktorat Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (DPPM) melalui skema Penelitian Dosen Pemula (PDP) dengan Nomor Kontrak 127/C3/DT.05.00/PL/2025, 132/LL6/PL/AL.04/2025, 011/LPPM/PT/MPI/SKT-PNL-PDP/VI/2025, serta Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi Republik Indonesia atas dukungan pendanaan yang diberikan untuk penelitian ini. Apresiasi juga disampaikan kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (LPPM) Politeknik Assalaam Surakarta atas bimbingan, fasilitasi, dan bantuan administrasi yang berkelanjutan selama proses penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] KLHK, “Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan. Laporan Pengelolaan Sampah Nasional,” 2020.
- [2] Y. Sukarmawati, R. H. Ayu Murti, and M. A. Salam Jawwad, “Dampak Pembuangan Sampah Terbuka (Open Dumping) terhadap Kualitas Udara di Tempat Pemrosesan Akhir Sampah (TPA) Gohong,” *envirotek*, vol. 15, no. 1, pp. 34–48, Apr. 2023, doi: 10.33005/envirotek.v15i1.218.
- [3] A. M. Sabilla, L. Musfiroh, and N. P. Adi, “ANALISIS DAMPAK TIMBUNAN SAMPAH TERHADAP PENCEMARAN LINGKUNGAN DI TPA SAMPAH WONOREJO KABUPATEN WONOSOBO”.
- [4] A. Rahman, M. Mahmud, and H. S., “Public awareness and participation in waste management: A review of current practices in urban Indonesia,” *Journal of Environmental Studies*, vol. 49(4), no. 456–467, 2021.
- [5] S. Garg and P. Arora, “Waste management challenges and opportunities: a holistic approach for sustainable development,” vol. 22, pp. 14753–14770, Jul. 2025.
- [6] R. W. Pratiwi, S. F. H. D. Dairoh, D. I. Afidah, Q. R. A., and A. G. F., “Analisis Sentimen Pada Review Skincare Female Daily Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM),” *INISTA*, vol. 4, no. 1, pp. 40–46, Dec. 2021, doi: 10.20895/inista.v4i1.387.
- [7] A. R. Hanum *et al.*, “Analisis Kinerja Algoritma Klasifikasi Teks Bert dalam Mendeteksi Berita Hoaks,” *JTIK*, vol. 11, no. 3, pp. 537–546, Jul. 2024, doi: 10.25126/jtik.938093.
- [8] M. Koroteev, “BERT: A Review of Applications in Natural Language Processing and Understanding [Internet],” 2021.
- [9] F. Ihsan Septian, I. Lucia Kharisma, H. Hermanto, and K. Kamdan, “Implementasi Metode Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) untuk Analisis Sentimen Komentar Pengguna Aplikasi Dana di Instagram,” *snarstek*, vol. 3, no. 1, pp. 201–210, Jan. 2024, doi: 10.47970/snarstek.v2i1.571.
- [10] A. Aljabar and B. M. Karomah, “Mengungkap Opini Publik: Pendekatan BERT-based- caused untuk Analisis Sentimen pada Komentar Film,” vol. 5, no. 1, 2024.

- [11] T. C. Harita, R. Kridalukmana, and D. Eridani, "Pengembangan Aplikasi Analisis Sentimen Terhadap Brand Berbasis Web Menggunakan Kerangka Kerja Flask," vol. 1, no. 2, 2022.
- [12] D. W. Harahap and L. Fitria, "Aplikasi Chatbot Berbasis Web Menggunakan Metode Dialogflow," *JICOM*, vol. 1, no. 1, pp. 6–13, Apr. 2020, doi: 10.33059/j-icom.v1i1.2796.
- [13] G. Xiong, K. Yan, and X. Zhou, "A distributed learning base sentiment analysis methods with Web application," vol. 25, pp. 1905–1922, 2022.
- [14] I. S. K. Idris, Y. A. Mustofa, and I. A. Salihi, "Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *JJEEE*, vol. 5, no. 1, pp. 32–35, Jan. 2023, doi: 10.37905/jjee.v5i1.16830.
- [15] S. Widyarto and D. Destiansari, "Aplikasi Web Sentimen Analisis Komentar Media Sosial," vol. 8, 2022.
- [16] H.-T. Duong, T. Anh, and N. Thi, "A review: preprocessing techniques and data augmentation for sentiment analysis," no. 1, p. 2021.
- [17] H. Prakoso *et al.*, "Text preprocessing for optimal accuracy in Indonesia sentiment analysis using a deep learning model wit word embedding," *AIP Conference Proceedings*, vol. 2680, no. 1, 2023.
- [18] S. Sathyanarayanan, "Confusion Matrix-Based Performance Evaluation Metrics," *AJBR*, pp. 4023–4031, Nov. 2024, doi: 10.53555/AJBR.v27i4S.4345.
- [19] Mohan Patro and M. Ranjan Patra, "A Novel Approach to Compute Confusion Matrix for Classification of n-Class Attributes with Feature Selection," *TMLAI*, Apr. 2015, doi: 10.14738/tmlai.32.1108.
- [20] R. F. Rahmadzani, Widyawan, and T. B. Adji, "Deep Learning for Sentiment Analysis in Indonesian Novel Review," in *2020 6th International Conference on Science and Technology (ICST)*, Yogyakarta, Indonesia: IEEE, Sep. 2020, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICST50505.2020.9732785.