

**ANALISA SENTIMEN TERHADAP COSPLAYER PADA PLATFORM SOSIAL
MEDIA INSTAGRAM MENGGUNAKAN METODE SIMPLE ADDITIVE
WEIGHTING**

**SENTIMENT ANALYSIS TOWARDS COSPLAYERS ON THE INSTAGRAM
SOCIAL MEDIA PLATFORM USING THE SIMPLE ADDITIVE WEIGHTING
METHOD**

Eric Mario¹, Agus Budiyantra², Irvan Lewenusa³

¹Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara

^{2,3}Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara

E-mail: eric.825210056@stu.untar.ac.id¹, agusb@fti.untar.ac.id², irvanl@fti.untar.ac.id³

ABSTRACT

Social media, particularly Instagram, plays a crucial role as a platform for cosplayers to share content and engage with their followers. Comments from users, which contain various viewpoints, can be analyzed to understand the audience's sentiment toward the cosplayer. This research collects Instagram comment data via an API and processes it through cleaning and preprocessing to remove irrelevant information and normalize the text. For sentiment classification, several IndoBERT models were tested, including indobenchmark/indobert-base-p1 with an accuracy of 76.34%, showing superior performance compared to other models such as indobertweet-base-uncased 55.82% and indobert-base-uncased 43.31%. The Simple Additive Weighting (SAW) method was used to weight and analyze the sentiment, allowing for the ranking of content categories based on user responses. The analysis results show that the "Daily Share" posts received the highest positive response, indicating the audience's interest in personal content. In contrast, Giveaway posts had the lowest engagement rate. These findings provide insights for cosplayers to focus more on content that generates positive interest and is relevant to their audience. With these insights, cosplayers can design more effective content and interaction strategies to enhance their engagement and reputation on social media.

Keywords: *Cosplayer, IndoBERT, Instagram, Sentiment Analysis, Simple Additive Weighting.*

ABSTRAK

Media sosial, khususnya *Instagram*, berperan penting sebagai platform bagi *cosplayer* untuk berbagi konten serta berkomunikasi dengan pengikutnya. Komentar dari pengguna berisi berbagai pandangan yang dapat dianalisis guna memahami sentimen audiens terhadap *cosplayer*. Penelitian ini mengumpulkan data komentar *Instagram* melalui API dan memprosesnya dengan *cleaning* serta *preprocessing* untuk menghilangkan informasi tidak relevan dan menormalkan teks. Setelah itu, Untuk klasifikasi sentimen, beberapa model IndoBERT diuji, di antaranya *indobenchmark/indobert-base-p1* dengan akurasi 76,34%, yang menunjukkan kinerja unggul dibandingkan model lainnya seperti *indoberttweet-base-uncased* 55,82% dan *indobert-base-uncased* 43,31%. Metode *Simple Additive Weighting* (SAW) digunakan untuk membobotkan serta menganalisis sentimen, sehingga memungkinkan pemeringkatan kategori konten berdasarkan tanggapan pengguna. Hasil analisis menunjukkan bahwa unggahan *Daily Share* memperoleh respons positif paling tinggi, yang menunjukkan ketertarikan audiens pada konten yang bersifat personal. Sebaliknya, *Giveaway* memiliki tingkat keterlibatan terendah. Hasil ini memberikan masukan kepada *cosplayer* agar lebih fokus pada konten yang menarik minat positif dan relevan bagi audiens. Dengan wawasan ini, *cosplayer* dapat merancang strategi konten dan interaksi yang lebih efektif untuk meningkatkan *engagement* dan reputasi mereka di media sosial.

Kata Kunci: *Cosplayer, IndoBERT, Instagram, Analisis Sentimen, Simple Additive Weighting.*

PENDAHULUAN

Dalam era digital saat ini, perkembangan teknologi berlangsung pesat, membawa dampak besar bagi masyarakat, terutama dalam penyampaian informasi dan komunikasi jarak jauh melalui media sosial. Media sosial menjadi platform penting bagi individu untuk berbagi berbagai hal, termasuk perkembangan budaya pop. Budaya pop yang berkembang pesat, didukung oleh media sosial, mudah diterima masyarakat, terutama kalangan muda [1].

Cosplayer sebagai kegiatan mengenakan kostum karakter fiksi, telah menjadi populer di kalangan masyarakat. Kegiatan ini tidak hanya meningkatkan kepercayaan diri tetapi juga mengurangi stres [2] [3]. *Cosplayer* yang menghidupkan karakter fiksi, kini menjadi publik figur dengan pengaruh signifikan. Media sosial berperan penting dalam perkembangan *cosplay*, menjadi sarana bagi *cosplayer* untuk berinteraksi dengan audiens dan membagikan hasil *cosplay* mereka [4].

Rukaaci, sebagai identitas digital *cosplayer* yang didirikan pada Januari 2022, memiliki 89.332 pengikut di Instagram per 27 Juli 2024. Konten yang dibagikan biasanya mencakup karakter dari film dan game. Analisis konten dan interaksi pengikut Rukaaci dapat memberikan wawasan tentang sentimen dan preferensi audiens dalam konteks *cosplay* di media sosial.

Topik penelitian ini berjudul "Sentimen Analisis Terhadap *Cosplayer* pada Platform Media Sosial Instagram dengan Metode *Simple Additive Weighting*". Tujuan dan manfaat dari penelitian ini diuraikan untuk memberikan pemahaman yang lebih mendalam. Adapun tujuan penelitian ini meliputi tiga aspek utama, yaitu memahami kategori unggahan yang paling diminati oleh publik terhadap

cosplayer mengukur persentase penerimaan konten oleh audiens, serta mengidentifikasi tren berdasarkan preferensi dan interaksi audiens. Sementara itu, manfaat penelitian ini diharapkan dapat membantu *cosplayer* dalam menyusun strategi konten yang efektif, menyesuaikan konten untuk meningkatkan *engagement* dengan audiens, dan memanfaatkan tren yang ada guna meningkatkan keterlibatan serta interaksi dari audiens.

Beberapa penelitian sebelum yang telah dilakukan untuk menganalisa sentimen dan penerapan metode *simple additive weighting*. Penelitian-penelitian ini memberikan landasan penting dalam memahami persepsi publik melalui analisis sentimen, serta mendukung pengambilan keputusan berbasis bobot.

Pada tahun 2019, James Nata Salim, Dedi Trisnawarman, et al. melakukan penelitian yang berjudul "*Twitter Users Opinion Classification of Smart Farming in Indonesia*" [5]. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui opini publik terkait *smart farming* yang sedang tren pada saat itu. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa mayoritas opini pengguna *twitter* di Indonesia cenderung positif. Analisa sentimen memberikan wawasan kepada pihak yang terkait dengan penerapan teknologi dalam sektor pertanian. Sedangkan dalam penelitian ini, analisis sentimen akan difokuskan pada opini publik terkait *cosplay* di *platform* media sosial. Dengan menggunakan teknik serupa, penelitian ini bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai opini masyarakat terhadap *cosplay*.

Pada Tahun yang sama, Kelvin Julian Tannius, Jap Tji Beng, et al. melakukan penelitian yang berjudul judul "Sistem Pendukung Keputusan Untuk Menentukan Biji Kopi Berkualitas Menggunakan (Simple Additive Weighting)" [6]. Penelitian ini

bertujuan untuk membantu pelanggan dalam pengambilan keputusan untuk menentukan biji kopi yang berkualitas. Penelitian ini menggunakan metode *Simple Additive Weighting* metode ini mampu menyeleksi alternatif terbaik dari sejumlah alternatif. Sedangkan pada penelitian analisis sentimen terhadap cosplayer pada platform media sosial instagram dengan metode *simple additive weighting*, menggunakan metode yang sama tetapi konteks penerapannya berbeda. Dalam penelitian ini, SAW diterapkan untuk menilai dan memberikan bobot pada opini masyarakat melalui komentar.

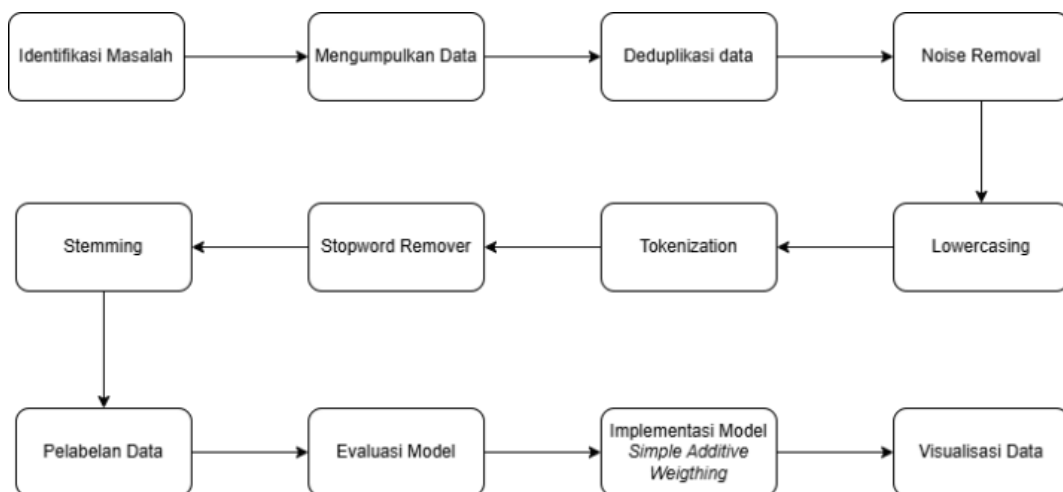
Dan pada Tahun 2021, Edward Darmaja, Viny Christanti Mawardi dan Novario Jaya Perdana melakukan penelitian berjudul “Review Sentimen Analisis Aplikasi Sosial Media Di Google Playstore Menggunakan Metode Logistic Regression” [7]. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui reputasi dari suatu aplikasi tanpa harus membaca semua komentar yang ada. Dengan fokus pada pemahaman opini pengguna terhadap aplikasi, sedangkan pada penelitian ini bertujuan untuk memahami sentimen dari masyarakat dengan fokus analisis komentar dan postingan yang terkait, dengan menggunakan metode dan konteks yang

berbeda dapat disimpulkan bahwa analisa sentimen mampu mencakup berbagai topik yang relevan.

Dengan demikian, penerapan analisis sentimen dan metode SAW telah terbukti efektif dalam berbagai bidang, termasuk media sosial, pemasaran, dan pengambilan keputusan berbasis data. Penelitian ini melanjutkan upaya tersebut dengan fokus pada analisis sentimen terhadap *cosplayer* di platform sosial media *instagram*, sekaligus menggunakan metode SAW untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang preferensi audiens.

METODE

Dalam penelitian ini menggunakan beberapa metode yang mencakup proses pengumpulan data, pembersihan data, proses labeling, proses analisa sentimen dan proses pengambilan keputusan. Setiap metode ini saling mendukung untuk mencapai tujuan penelitian, yaitu memahami sentimen publik terhadap *cosplayer* di media sosial *Instagram* serta memberikan wawasan dalam pengambilan keputusan berbasis data. Rancangan penelitian pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan rancangan penelitian

API data extraction

API merupakan singkatan *Application Programming Interface* yaitu proses atau mekanisme yang memungkinkan klien dan server berkomunikasi satu sama lain melalui berbagai platform, seperti situs web, sistem operasi, dan sistem basis data. API memungkinkan dua sistem saling bertukar data atau perintah, sehingga aplikasi dapat berinteraksi satu sama lain tanpa memahami bagaimana sistem lain bekerja secara internal [8]. API memudahkan akses data dan informasi melalui permintaan yang diajukan ke server. API berfungsi sebagai perantara yang memungkinkan aplikasi atau sistem berkomunikasi satu sama lain. Misalnya, API memungkinkan aplikasi pengguna mengirimkan permintaan tertentu ke server, dan server akan memberikan data yang diperlukan [9].

Preprocessing Data

Pada penelitian ini akan menggunakan beberapa metode untuk membersihkan data diantara lain:

- a. *Deduplikasi*
Deduplikasi adalah proses menghapus atau menghilangkan data duplikat dalam suatu dataset.
- b. *Noise Removal*
Noise Removal adalah proses menghilangkan data yang tidak relevan atau mengganggu dataset.
- c. *Lowercasing*
Lowercasing adalah metode perubahan format huruf kedalam huruf kecil, yang berguna untuk menjaga konsistensi data.
- d. *Tokenization*
Proses tokenization adalah proses memecahkan kata-kata menjadi unit yang lebih kecil yang disebut token.
- e. *Stopword Remover*

Stopword Remover merupakan teknik untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memberikan makna penting dalam teks. Seperti kata “dan”, “yang” dan “adalah”.

- f. *Stemming*

Stemming merupakan teknik untuk menghilangkan kata imbuhan agar kata-kata kembali menjadi kata dasar.

Labeling

Tahap ini adalah tahap terpenting dalam analisis sentimen, dimana pada tahap ini akan dilakukan proses pemberian label kepada seluruh komentar yang bertujuan untuk mengklarifikasi data menurut opini yang ditunjukkan oleh teks. Pada penelitian ini proses labeling dilakukan dengan cara pelabelan otomatis dengan menggunakan library transformer yang ada pada model IndoBERT. Model ini memanfaatkan kemampuan model untuk memahami konteks bahasa Indonesia dan mengklasifikasikan komentar ke dalam kategori sentimen yang sesuai, seperti positif, negatif, atau netral.

- a. *Natural Language Processing*

Natural Language Processing (NLP) merupakan bagian dari cabang kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer memahami dan memproses bahasa manusia. NLP menggunakan teknik-teknik seperti tokenisasi dan stemming digunakan untuk memecahkan teks menjadi unit-unit yang lebih kecil agar dapat dipahami arti kata sehingga mampu mengidentifikasi kata-kata yang mengandung sentimen positif, negatif atau netral [10].

- b. BERT

BERT adalah singkatan dari *Bidirectional Encoder Representations from Transformer* merupakan model pembelajaran

bahasa yang digunakan dalam mengerjakan berbagai tugas *Natural Language Processing* (NLP), seperti memahami konteks kata dalam sebuah kalimat dan analisis sentimen [11]. Pendekatan *bidirectional* yang digunakan oleh BERT memungkinkan untuk memahami konteks sebuah kata dalam kalimat dengan lebih baik daripada model *unidirectional*, yang dimana *unidirectional* mempertimbangkan konteks kata sebelumnya dalam urutan teks dengan tujuan untuk memprediksi kata-kata berikutnya. Sedangkan *bidirectional* dalam BERT memproses seluruh kalimat dalam dua arah, sehingga dapat memahami hubungan antar kata lebih baik. BERT menggunakan mekanisme *self-attention* untuk memahami hubungan antara kata-kata dalam sebuah kalimat. Mekanisme ini memungkinkan BERT untuk memberikan bobot yang berbeda pada setiap kata, sehingga kata-kata yang paling relevan dengan konteks akan lebih diperhatikan. Hal ini membuat BERT dapat menangkap nuansa bahasa yang lebih kompleks dibandingkan sebelumnya.

c. IndoBERT

IndoBERT merupakan model *monolingual* yang berfokus pada

Bahasa Indonesia sedangkan BERT merupakan model *multilingual* model pengembangan ini adalah model lanjutan dari BERT yang secara khusus dilatih dan dirancang untuk Bahasa Indonesia. Model ini menggunakan dataset berbahasa Indonesia yang mencakup 4 miliar kata dan 250 juta kalimat. Oleh karena itu, IndoBERT digunakan dalam penelitian ini karena kemampuannya yang optimal dalam memahami dan memproses teks berbahasa Indonesia [12].

Evaluasi Model

Setelah menggunakan model untuk mendapatkan hasil labeling maka diperlukan evaluasi tahap ini bertujuan untuk menentukan apakah model mampu memprediksi sentimen dengan baik atau tidak. Kemampuan prediksi ini diukur menggunakan *Confusion Matrix* untuk menghitung nilai akurasi dari setiap model. *Confusion matrix* dihasilkan dari perbandingan antara data hasil prediksi dengan data aktual, dengan output berupa tabel matriks. Gambaran mengenai *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

	Prediksi Positif	Prediksi Negatif	Prediksi Netral
Aktual Positif	True Positif (TP)	False Negatif (FN)	False Netral (FNet)
Aktual Negatif	False Positif (FP)	True Negatif (TN)	False Netral (FNet)
Aktual Netral	False Positif (FP)	False Negatif (FN)	True Netral (TNet)

Pada tabel 1 menunjukkan bahwa matrik terdiri dari True positif (TP) yang memiliki arti data yang benar-benar positif dan diprediksi positif oleh model, False Positif (FP) yang memiliki arti data yang sebenarnya negatif atau netral tapi salah diprediksi sebagai positif, True

Negatif (TN) adalah data yang benar-benar negatif dan diprediksi negatif oleh model, False Negatif (FN) adalah data yang sebenarnya positif atau netral tapi salah diprediksi sebagai negatif, True Netral (TNet) adalah data yang benar-benar netral dan diprediksi netral oleh

model dan False Netral (Fnet) adalah data yang sebenarnya positif atau negatif tapi salah diprediksi sebagai netral [13].

Simple Additive Weighting

Simple Additive Weighting atau SAW adalah metode yang sering dikenal sebagai metode penjumlahan terbobot, penjumlahan terbobot merupakan proses menjumlahkan nilai terbobot dari rating dari setiap alternatif pada seluruh atribut atau kriteria. Hasil atau skor total untuk sebuah alternatif diperoleh dengan menjumlahkan semua hasil perkalian antara rating/yang dibandingkan pada lintas atribut dan bobot setiap atribut. Rating untuk setiap atribut sebelumnya harus telah melalui proses normalisasi [14].

Metode SAW memerlukan proses normalisasi, proses normalisasi bertujuan untuk menyamakan skala antar kriteria dan menghindari bobot yang tidak adil. Proses normalisasi pada metode ini dilakukan dengan dua rumus yaitu:

1. Rumus normalisasi *Benefit*

Keterangan:

- w_{ij} = Nilai Normalisasi
- x_{ij} = Nilai yang diberikan
- x_{max} = Nilai maksimal

2. Rumus Normalisasi *Cost*

Keterangan:

- w_{ij} = Nilai Normalisasi
- x_{ij} = Nilai yang diberikan
- x_{min} = Nilai minimum

Kedua rumus diatas akan menghasilkan nilai untuk rumus normalisasi *benefit* akan semakin bagus jika nilai yang dihasilkan semakin tinggi sedangkan untuk

rumus normalisasi *cost* akan semakin bagus jika nilai yang dihasilkan semakin rendah. Setelah mendapatkan nilai normalisasi maka nilai normalisasi akan dikalikan dengan bobot menggunakan rumus berikut:

$$S_i = \sum_{j=1}^n (w_j \cdot w_{ij}) \tag{3}$$

Keterangan:

- S_i = Skor Akhir
- w_j = Bobot yang diberikan
- w_{ij} = Nilai Normalisasi

Langkah-langkah penerapan SAW adalah sebagai berikut:

1. Menentukan Alternatif atau dan Kriteria

Pada langkah ini akan dilakukan penentuan kriteria dan bobot yang menunjukkan tingkat kepentingannya. Menentukan Nilai Alternatif pada setiap Kriteria

Langkah ini bertujuan untuk menentukan nilai alternatif pada setiap kriteria, nilai yang diberikan

$$w_{ij} \frac{x_{ij}}{x_{max}} \tag{1}$$

biasanya berupa numerik / angka. Tujuannya agar setiap alternatif memiliki nilai untuk dibandingkan.

2. Normalisasi matriks keputusan

Pada langkah ini akan dilakukan

$$w_{ij} \frac{x_{min}}{x_{ij}} \tag{2}$$

penyamaan skala pada setiap kriteria sehingga setiap kriteria dapat dibandingkan secara seimbang, dengan menggunakan persamaan (1) dan (2) diatas.

3. Membuat matriks ternormalisasi

Setelah mendapatkan nilai normalisasi maka akan dibuat matriks normalisasi yang bertujuan untuk menunjukkan alternatif pada setiap

kriteria setelah memiliki nilai skala yang sudah diselaraskan.

4. Menghitung bobot dari hasil normalisasi

Pada langkah ini akan dilakukan perkalian antara setiap nilai normalisasi dengan bobot kriteria yang telah ditentukan. Hal ini bertujuan untuk menunjukkan kontribusi dari masing-masing kriteria untuk setiap alternatif.

5. Menjumlahkan Nilai untuk setiap Alternatif

Langkah ini akan dilakukan dengan cara menghitung total skor untuk setiap alternatif dengan persamaan (3) diatas.

6. Menentukan Peringkat

Langkah ini merupakan langkah terakhir dari metode SAW, langkah ini dilakukan dengan cara membandingkan nilai setiap alternatif yang telah didapatkan, semakin tinggi nilai total pada suatu alternatif maka semakin optimal atau akan menjadi alternatif terbaik [15].

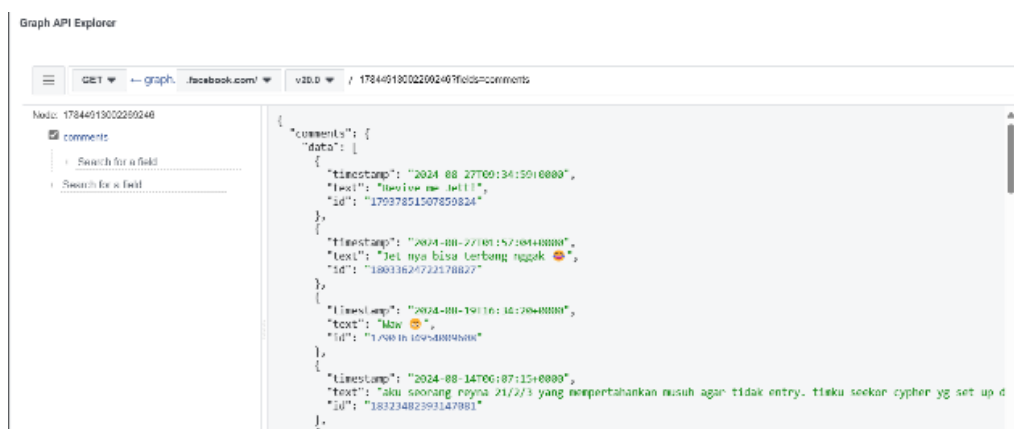
Dengan menggunakan serangkaian metode di atas, penelitian ini

bertujuan untuk memastikan proses analisis sentimen yang akurat. Dimulai dari pengumpulan data yang relevan, kemudian dibersihkan untuk menghilangkan elemen yang tidak diperlukan dan memastikan integritas informasi. Selanjutnya, proses labeling otomatis menggunakan model IndoBERT memungkinkan klasifikasi sentimen secara efisien dan tepat. Dengan pendekatan ini, hasil analisis dapat memberikan gambaran yang jelas dan mendalam tentang persepsi publik terhadap *cosplayer* di media sosial *Instagram*. Proses ini tidak hanya meningkatkan kualitas data yang dianalisis tetapi juga memungkinkan peneliti untuk menyajikan temuan yang dapat diandalkan dalam merumuskan strategi konten dan interaksi yang lebih baik.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengambilan data menggunakan API

Data komentar dikumpulkan menggunakan API resmi yang disediakan oleh *Meta*. Gambar 2 menunjukkan proses pengambilan data dengan API.



Gambar 2. Graph API Explorer

Dalam Penelitian ini, data dikumpulkan melalui *Graph API Explorer* dengan total 17.761 komentar

dari 91 postingan. Data yang diambil dari API berbentuk JSON, kemudian dikonversi menjadi format CSV

menggunakan alat konversi online. Data yang dikumpulkan ditampilkan pada Gambar 3.

```

0    2023-10-22T02:50:07+0000 ... gw lihat pertama corak darah hidung mirip kaya...
1    2023-10-19T05:07:17+0000 ...                                     baca manganya yaa
2    2023-10-17T21:32:38+0000 ...                                     gua kira kisah nyata nyata cuman manga
17758 2024-07-06T07:56:26+0000 ...                                     emang anak kecil main senpi pleading_face
17759 2024-07-06T07:56:11+0000 ... sage masuh biji mata sage tim sendiri ga biji ...
17760 2024-07-06T07:55:52+0000 ...                                     drag sistem
17761 2024-07-06T07:54:20+0000 ... laku siapa nihloudly_crying_faceloudly_crying...
    
```

Gambar 1. Data komentar yang dikumpulkan

Preprocessing Data

Tahap Preprocessing data meliputi 6 Proses yaitu: Deduplikasi, *Noise Removal*, *Lowercasing*, *Tokenization*, *Stopword Remover*,

Stemming. Contoh hasil tahapan preprocessing data dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh *Preprocessing Data*

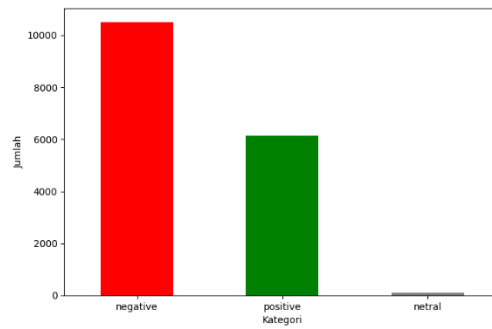
Tahap Preprocessing	Kalimat Awal	Hasil Preprocessing
Deduplikasi	“Tinggal upload semuanya.” “Tinggal upload semuanya.”	“Tinggal upload semuanya.”
Noise Removal	“Tinggal upload semuanya.”	“Tinggal upload semuanya”
Lowercasing	“Tinggal upload semuanya”	“tinggal upload semuanya”
Tokenization	“tinggal upload semuanya”	["tinggal", "upload", "semuanya"]
Stopword Remover	["tinggal", "upload", "semuanya"]	["upload", "semuanya"]
Stemming	["upload", "semuanya"]	["upload", "semua"]

Labeling Data

IndoBERT memiliki beberapa model, di antaranya *indolem/indobertweet-base-uncased*, *indolem/indobert-base-uncased*, dan *indobenchmark/indobert-base-pl*. Dalam penelitian ini, ketiga model tersebut dicoba untuk memperoleh hasil analisis sentimen yang optimal.

1. Model *indolem/indobertweet-base-uncased*
Berdasarkan hasil model *indolem/indobertweet-base-uncased* yang dapat ditunjukkan oleh Gambar 4, dapat disimpulkan bahwa komentar

negatif mendominasi kategori sentimen dengan jumlah yang paling tinggi, yaitu 10,551 komentar. Sentimen positif memiliki jumlah yang cukup tinggi, dibawah jumlah komentar negatif, yaitu 6,138 komentar. Sementara itu hanya sebagian kecil yang komentar yang bersifat netral, komentar yang bersifat netral sebanyak 94. Analisis ini memberikan gambaran mengenai persepsi dan reaksi audiens yang lebih cenderung ke arah sentimen negatif terhadap topik yang dianalisis.

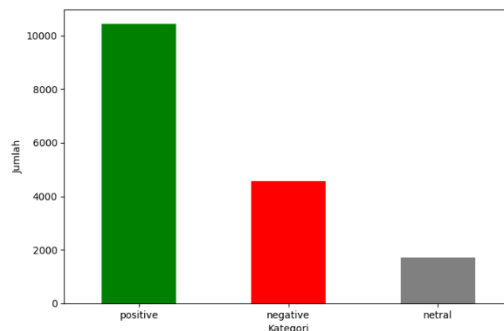


Gambar 2. Hasil sentimen model *indolem/indobert-base-uncased*

2. Model *indolem/indobert-base-uncased*

Dari hasil analisis sentimen menggunakan model *indolem/indobert-base-uncased* yang ditampilkan pada Gambar 5, terlihat bahwa jumlah komentar dengan sentimen positif jauh lebih tinggi dibandingkan dengan kategori sentimen lainnya, yaitu mencapai 10,452 komentar. Sentimen negatif berada pada posisi kedua dengan jumlah yang signifikan yaitu 4,567 komentar, meskipun tidak sebanyak sentimen positif. Sedangkan sentimen netral memiliki jumlah yang paling

sedikit yaitu 1,724 komentar, dengan selisih yang cukup besar dibandingkan sentimen positif dan negatif. Hal ini menunjukkan bahwa model *indolem/indobert-base-uncased* cenderung mengidentifikasi komentar dengan sentimen positif dalam jumlah yang sangat dominan, sementara sentimen negatif hanya muncul dalam jumlah kecil. Temuan ini memberikan wawasan bahwa sentimen audiens yang teridentifikasi oleh model ini lebih condong ke arah positif, dengan sebagian kecil bersifat negatif dan sangat sedikit yang bersentimen netral.



Gambar 3. Hasil sentimen model *indobenchmark/indobert-base-pl*

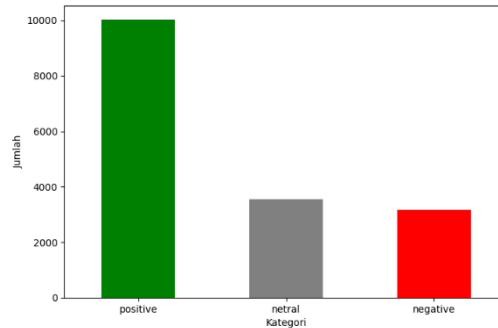
3. Model *indobenchmark/indobert-base-pl*

Berdasarkan hasil analisis sentimen menggunakan model *indobenchmark/indobert-base-pl* yang terlihat pada Gambar 6, sentimen positif mendominasi dengan

jumlah mencapai sekitar 10,035 komentar. Sentimen netral menyusul dengan jumlah 3,540 komentar. Sementara itu, sentimen negatif berada di posisi terakhir dengan jumlah 3,168 komentar dibandingkan kedua kategori lainnya. Hasil ini mengindikasikan bahwa model

indobenchmark/indobert-base-pl cenderung lebih sering mengklasifikasikan komentar sebagai positif atau netral, dengan hanya sedikit komentar yang teridentifikasi sebagai negatif. Temuan ini

memberikan indikasi bahwa audiens menunjukkan reaksi yang lebih positif atau netral terhadap topik yang dianalisis dengan model ini, sementara sentimen negatif relatif lebih jarang muncul.



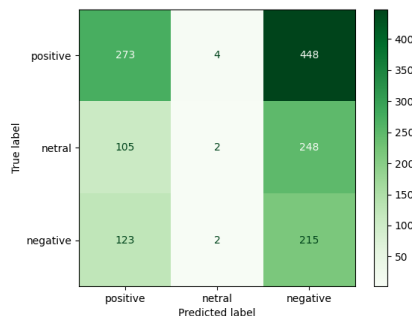
Gambar 6. *Confusion matrix* Model *indolem/indobert-base-uncased*

Evaluasi Model

Setelah mendapatkan hasil labeling per model, maka dibutuhkan data untuk mengevaluasi model, dalam penelitian ini data yang digunakan untuk mengevaluasi model sebesar 10% dari total data yaitu sebanyak 1,674 data dan mendapatkan hasil sebagai berikut

1. Model *indolem/indobertweet-base-uncased*

Gambar 7 menunjukkan *confusion matrix* dari model *indolem/indobertweet-base-uncased*, dari matriks diatas dapat dihitung akurasi dari model yaitu sebesar 55.82%.

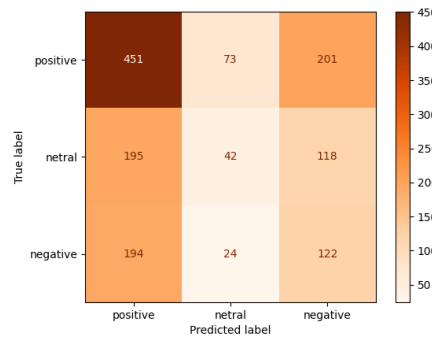


Gambar 7. Hasil sentimen model *indobenchmark/indobert-base-pl*

2. Model *indolem/indobert-base-uncased*

Gambar 8 menunjukkan *confusion matrix* dari model *indolem/indobert-*

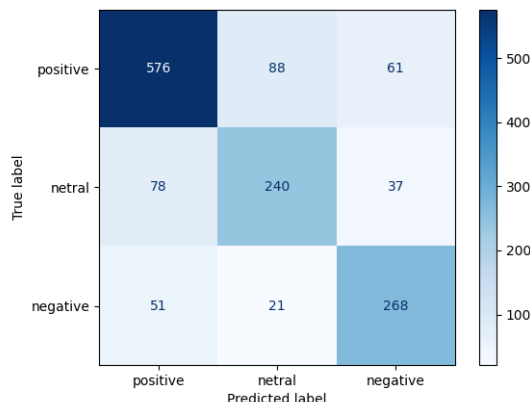
base-uncased, dari matriks diatas dapat dihitung akurasi dari model yaitu sebesar 43.31%.



Gambar 8. Hasil sentimen model *indobert bade-uncased*

3. Model *indobenchmark/indobert-base-pl*
 Gambar 9 menunjukkan *confusion matrix* dari model

indobenchmark/indobert-base-pl, dari matriks diatas dapat dihitung akurasi dari model yaitu sebesar 76.34%.



Gambar 9. *confusion matrix* Model *indobenchmark/indobert-base-pl*

Dari ketiga model, *indobenchmark/indobert-base-pl* memiliki performa terbaik dengan akurasi 76.34%, menunjukkan hasil yang lebih baik dalam membedakan kelas-kelas dalam data. Model *indolem/indobertweet-base-uncased* memiliki akurasi yang cukup rendah 55.82%, sementara *indolem/indobert-base-uncased* adalah yang terendah 43.31%. Dengan perbedaan akurasi ini, dapat disimpulkan bahwa model *indobenchmark* lebih efektif dalam menangani tugas klasifikasi sentimen dibandingkan dengan dua model *indolem*. Oleh karena itu, penelitian ini akan menggunakan model *indobenchmark/indobert-base-pl*.

Simple Additive Weighting

Setelah data dinormalisasi maka akan diterapkan beberapa langkah *SAW*

1. Menentukan Alternatif dan Kriteria

Berdasarkan hasil labeling, diperoleh data komentar sebanyak 16.744. Alternatif pada penelitian ini terdiri dari enam kategori yaitu Cosplay, Gaming, Daily Share, Endorse, POV, Giveaway. Setiap alternatif akan dinilai berdasarkan tiga kriteria yaitu positif, netral dan negatif.

2. Menentukan Nilai Alternatif pada setiap Kriteria

Tujuan utama dari langkah ini adalah memberikan nilai numerik pada setiap kriteria yang telah ditentukan dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Labeling

	Positif	Netral	Negatif
Cosplay	0,581115	0,189918	0,228967
Gaming	0,493562	0,214592	0,291845
Daily Share	0,630343	0,218961	0,150695
Endorse	0,613208	0,165094	0,221698
POV	0,58656	0,244115	0,169324
Giveaway	0,160622	0,134715	0,704663

Karena data hasil labeling memiliki jumlah yang berbeda beda untuk setiap alternatifnya maka perlu dilakukan normalisasi agar

mempermudahkan perbandingan, data yang sudah dinormalisasi dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Data setelah di normalisasi

	Positif	Netral	Negatif
Cosplay	0,581115	0,189918	0,228967
Gaming	0,493562	0,214592	0,291845
Daily Share	0,630343	0,218961	0,150695
Endorse	0,613208	0,165094	0,221698
POV	0,58656	0,244115	0,169324
Giveaway	0,160622	0,134715	0,704663

3. Normalisasi Matriks Keputusan

Pada tahap ini akan menggunakan rumus *benefit* dan *cost*. Hasil

normalisasi matriks keputusan dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil normalisasi matriks keputusan

	Positif	Netral	Negatif
Cosplay	0,921902	0,777986	0,658153
Gaming	0,783006	0,879061	0,516353
Daily Share	1	0,896958	1
Endorse	0,972815	0,676296	0,679733
POV	0,930541	1	0,889981
Giveaway	0,254816	0,55185	0,213855

4. Menghitung Bobot

Bobot yang ditentukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Positif = 0.5
- Netral = 0.3
- Negatif = 0.2

5. Menjumlahkan Nilai untuk setiap Alternatif

Pada Tahap ini akan menggunakan rumus perhitungan skor akhir, Hasil perhitungan ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil SAW

	Positif	Netral	Negatif	Score
Cosplay	0,460951	0,233396	0,131631	0,825977
Gaming	0,391503	0,263718	0,103271	0,758492
Daily Share	0,5	0,269087	0,2	0,969087
Endorse	0,486408	0,202889	0,135947	0,825243
POV	0,465271	0,3	0,177996	0,943267
Giveaway	0,127408	0,165555	0,042771	0,335734

6. Menentukan Peringkat

Berdasarkan hasil perhitungan dengan metode *Simple Additive Weighting* (SAW), peringkat dari setiap kategori (alternatif) dapat ditentukan berdasarkan skor total berbobot. Peringkat ini diperoleh dengan mempertimbangkan aspek positif, netral, dan negatif yang telah diberi bobot sesuai kepentingannya. Daily Share dipilih sebagai alternatif terbaik, sementara Giveaway menjadi pilihan yang paling rendah menurut kriteria yang ditetapkan.

SIMPULAN

Analisis dalam penelitian ini difokuskan untuk menganalisa sentimen komentar media sosial *instagram* terhadap *cosplayer* dengan menggunakan metode *simple additive weighting*, yang bertujuan untuk menghasilkan pengurutan alternatif konten berdasarkan sentimen audiens. Proses klasifikasi sentimen bahasa Indonesia dilakukan menggunakan beberapa model yang disediakan IndoBERT. Berdasarkan evaluasi kinerja beberapa model, model *indobenchmark/indobert-base-pl* dipilih sebagai model terbaik dengan akurasi tertinggi sebesar 76.34%, menunjukkan kemampuan yang unggul dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sentimen pengguna.

Model ini terbukti lebih akurat dibandingkan model lainnya seperti

indolem/indoberttweet-base-uncased yang memiliki akurasi 55.82% dan *indolem/indobert-base-uncased* dengan akurasi 43.31%.

Dari hasil analisis sentimen, diperoleh bahwa kategori unggahan Daily Share memperoleh respon positif tertinggi dari audiens, yang menunjukkan bahwa jenis konten ini lebih disukai dan diterima oleh audiens. Sebaliknya, kategori Giveaway menunjukkan tingkat keterlibatan yang paling rendah, menandakan bahwa konten ini memerlukan strategi atau pendekatan yang berbeda untuk menarik perhatian audiens.

Dengan memahami preferensi audiens, *cosplayer* dapat mengoptimalkan strategi interaksi di media sosial dan meningkatkan keterlibatan dan ketertarikan audiens. Penemuan ini dapat menjadi masukan berharga bagi *cosplayer* dalam memprioritaskan jenis konten yang mampu menarik respons positif dari audiens. Metode ini dapat membantu untuk meningkatkan dan memaksimalkan pengaruh yang dapat dimiliki dalam komunitas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. A. Dewantara, "Kesadaran Masyarakat dalam Efektivitas Penggunaan Media Sosial Untuk Pengenalan Culture di Indonesia," *Jurnal Kewarganegaraan*, vol. 7, no. 1, pp. 520-529, 2023.

- [2] M. Y. Yahya, "Pengaruh Cosplay terhadap Penguasaan Kosakata Bahasa Jepang di Komunitas Japan Matsuri Cosplayer," *Doctoral dissertation, Sekolah Tinggi Bahasa Asing JIA*, 2020.
- [3] E. Kroski, "Cosplay in Libraries: How to Embrace Costume Play in Your Library," dalam *Cosplay in Libraries: How to Embrace Costume Play in Your Library*, Rowman & Littlefield, 2015, p. 1.
- [4] V. S. Fauziah dan Y. Aprilandini, "Cosplay Phenomenon as a Popular Culture Among Teenagers," *ICTSS 2018*, 2018.
- [5] J. N. Salim, D. Trisnawarman dan M. C. Imam, "Twitter Users Opinion Classification of Smart Farming in Indonesia," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 852, no. 1, 20219.
- [6] K. J. Tannius, J. T. Beng dan D. Trisnawarman, "SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN UNTUK MENENTUKAN BIJI KOPI BERKUALITAS MENGGUNAKAN (SIMPLE ADDITIVE WEIGHTING)," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 229-234, 2019.
- [7] E. Darmaja, V. C. Mawardi dan N. J. Perdana, "REVIEW SENTIMEN ANALISIS APLIKASI SOSIAL MEDIA DI GOOGLE PLAYSTORE MENGGUNAKAN METODE LOGISTIC REGRESSION," *Prosiding Serina*, vol. 1, no. 1, pp. 513-520, 2021.
- [8] M. A. Bily, D. Trisnawarman dan T. Sutrisno, "Legal Institution Mapping Information System in DKI," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 1007, no. 1, 2020.
- [9] S. A. B. Cahyono, Sucipto, R. Firliana, M. N. Muzzaki, A. S. Wardani, M. I. Khalid, A. W. M. Gamas dan H. Setiawan, "Rancangan Pembuatan Api Website Data Tanaman Obat Dan Langka," *Bulletin of Information Technology (BIT)*, vol. 3, no. 4, pp. 255-260, 2022.
- [10] M. Mizan, "LKP : Analisis Sentimen Masyarakat Mengenai Pemilihan Umum 2024 Menggunakan Natural Language Processing (NLP)," *Doctoral dissertation*, 2024.
- [11] B. Kurniawan, A. A. Aldino dan A. R. Isnain, "SENTIMEN ANALISIS TERHADAP KEBIJAKAN PENYELENGGARA SISTEM ELEKTRONIK (PSE) MENGGUNAKAN ALGORITMA BIDIRECTIONAL ENCODERREPRESENTATIONS FROM TRANSFORMERS (BERT)," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 3, no. 4, pp. 98-106, 2022.
- [12] S. Dharmawan, V. C. Mawardi dan N. J. Perdana, "Klasifikasi Ujaran Kebencian Menggunakan Metode FeedForward Neural Network (IndoBERT)," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, vol. 11, no. 1, 2023.
- [13] R. R. S. Bagus Ramadhani, "Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan Logistic Regression Untuk Analisis Sentimen Metaverse," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 8, no. 2, pp. 714-725, 2024.
- [14] M. I. Thohir, S. I. Mulyana dan F. Sembiring, "ANALISIS SENTIMEN APLIKASI

- DOMPET DIGITAL PADA
GOOGLE PLAYSTORE
DENGAN METODE SAW,”
JURSISTEKNI, vol. 5, no. 2, pp.
202-213, 2023.
- [15] Wantoro, “KOMBINASI
METODE ANALITICAL
HIERARCHY PROCESS (AHP)
DAN SIMPLE ADDTIVE
WEIGHT (SAW) UNTUK
MENENTUKAN WEBSITE E-
COMMERCE TERBAIK,”
*Sistemasi: Jurnal Sistem
Informasi*, vol. 9, no. 1, pp. 131-
142, 2020.