

# EKSPLORASI SENTIMEN PUBLIK DAN ULASAN MULTI-PLATFORM TERHADAP ASTRO BOT SEBAGAI PEMENANG GOTY 2024

Viki Andriyanto<sup>1</sup>, Rivani Adinda Saraswati<sup>2</sup>, Firdaus Syafiq<sup>3</sup>, Alifvian Yusuf Nur Pratama<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Program Studi Informatika, Universitas Amikom Purwokerto, Purwokerto, Indonesia

surel: [1vandriyanto099@gmail.com](mailto:vandriyanto099@gmail.com), [2rivaniadindasaraswati@gmail.com](mailto:rivaniadindasaraswati@gmail.com), [3doz2876i@gmail.com](mailto:doz2876i@gmail.com), [4alifvianyusufch6516@gmail.com](mailto:alifvianyusufch6516@gmail.com)

## Info Artikel

### Sejarah artikel:

Diterima 21-01-2025

Revisi 10-02-2025

Diterima 15-03-2025

### Kata kunci:

Astro Bot

Penghargaan GOTY

Analisis sentimen

## ABSTRAK

Kemenangan Astro Bot sebagai Game of the Year (GOTY) 2024 telah memicu diskusi luas di kalangan komunitas gaming global. Penelitian ini mengeksplorasi faktor-faktor utama yang berkontribusi terhadap kemenangan Astro Bot, termasuk kualitas desain level, narasi, dan mekanisme gameplay. Selain itu, reaksi publik terhadap penghargaan ini dianalisis melalui data dari berbagai platform digital seperti Twitter, YouTube, dan Metacritic. Metode analisis sentimen berbasis Natural Language Processing (NLP) digunakan untuk mengklasifikasikan opini publik menjadi kategori positif, netral, dan negatif. Hasilnya menunjukkan bahwa mayoritas respon publik memuji inovasi dan pengalaman bermain yang ditawarkan Astro Bot. Dengan memahami distribusi sentimen publik dan faktor kualitas yang mendukung kemenangan Astro Bot, penelitian ini memberikan wawasan tentang dinamika penghargaan di industri game.

## Penulis Korespondensi:

Viki Andriyanto

Program Studi Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Amikom Purwokerto

Email: vandriyanto099@gmail.com

## 1. PENDAHULUAN

Dalam industri game yang terus berkembang, penghargaan Game of the Year (GOTY) dianggap sebagai salah satu penghargaan paling prestisius yang dapat diraih oleh sebuah game. Penghargaan ini tidak hanya mengapresiasi kualitas teknis, artistik, dan pengalaman bermain yang ditawarkan, tetapi juga mencerminkan arah perkembangan industri game secara keseluruhan. Pada tahun 2024, penghargaan ini diberikan kepada Astro Bot, sebuah game yang dikenal dengan desainnya yang inovatif dan pengalaman bermain yang menyenangkan [1]. Keputusan ini menjadi perbincangan hangat di komunitas gaming global karena dianggap membawa perspektif baru dalam penilaian game terbaik.

Astro Bot mendapatkan banyak pujian karena desain levelnya yang kreatif, kontrol yang intuitif, dan pendekatan yang menyegarkan terhadap elemen gameplay klasik. Game ini berhasil memikat hati para pemain dan kritikus dengan caranya yang unik dalam memberikan pengalaman bermain [2]. Namun, kemenangan ini juga memunculkan berbagai reaksi di kalangan komunitas gaming. Sebagian besar gamer dan analis memuji keberanian Astro Bot dalam menawarkan pendekatan baru, sementara yang lain merasa keputusan ini mengesampingkan game-game lain yang juga memiliki keunggulan signifikan, seperti Starfield atau The Legend of Zelda: Tears of the Kingdom.



Lebih jauh, penghargaan ini memicu diskusi yang lebih luas tentang kriteria penilaian dalam penghargaan GOTY. Apakah kemenangan Astro Bot menunjukkan bahwa fokus utama industri telah bergeser menuju inovasi dalam desain gameplay? Ataukah ini hanya cerminan preferensi juri terhadap pendekatan yang lebih kreatif? Dengan memanfaatkan berbagai platform digital seperti media sosial, forum, dan situs ulasan, artikel ini bertujuan untuk menganalisis reaksi publik terhadap kemenangan ini. Melalui pendekatan analitis berbasis data, termasuk penggunaan Natural Language Processing (NLP), artikel ini mengeksplorasi bagaimana emosi, pendapat, dan perspektif yang beragam membentuk narasi tentang Astro Bot sebagai pemenang GOTY 2024 [3]. Kemenangan ini tidak hanya berdampak pada pengembangnya tetapi juga mempengaruhi persepsi pemain terhadap kriteria penilaian game terbaik. Dengan mengupas sentimen dari berbagai sudut pandang dan platform, artikel ini bertujuan untuk memberikan wawasan mendalam tentang bagaimana penghargaan ini mencerminkan dinamika yang lebih besar dalam dunia game. Keputusan yang diambil juri mungkin telah menciptakan perdebatan, tetapi tidak diragukan lagi bahwa Astro Bot telah meninggalkan jejak yang mendalam dalam sejarah gaming [4].

## 2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain eksperimental komparatif untuk mengevaluasi distribusi sentimen terhadap game Astro Bot di platform Twitter, YouTube, dan Metacritic. Tujuan penelitian ini adalah untuk membandingkan distribusi sentimen positif, netral, dan negatif pada masing-masing platform guna memahami persepsi publik secara keseluruhan.

### 2.1 Metode Pengumpulan Data, Instrumen Penelitian, Metode Pengujian

#### 2.1.1 Metode Pengumpulan data

Data dikumpulkan melalui web scraping menggunakan pustaka Python seperti *snsrape* untuk Twitter, API resmi untuk YouTube, dan *BeautifulSoup* untuk Metacritic. Setiap platform menyumbangkan data komentar, ulasan, dan metadata terkait, termasuk teks, tanggal, serta jumlah suka. Untuk memastikan keakuratan, data dari setiap platform difilter untuk menghapus entri kosong, duplikasi, dan elemen yang tidak relevan. Semua data yang valid disimpan dalam format CSV untuk keperluan analisis lebih lanjut [5].

#### 2.1.2 Pembersihan dan Pra-pemrosesan Data

Setelah data terkumpul, kami membersihkannya agar siap dianalisis. Proses ini melibatkan:

- Menghapus elemen yang tidak penting seperti tautan, angka, dan tanda baca.
- Menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki arti signifikan, seperti "the", "is", atau "and", menggunakan pustaka khusus.
- Mengubah semua teks menjadi huruf kecil supaya lebih konsisten dan mudah diproses.

#### 2.1.3 Analisis Sentimen

Untuk mengetahui bagaimana orang merasa tentang subjek penelitian, kami menganalisis sentimen menggunakan alat bernama *TextBlob*.

- Jika sebuah teks memiliki nada positif, kami mengkategorikannya sebagai positif.
- Jika nadanya netral, kami masukkan ke kategori netral.
- Dan jika nadanya cenderung negatif, maka masuk ke kategori negatif.
- Pendekatan ini membantu kami memahami opini para penggemar game secara keseluruhan.

#### 2.1.4 Analisis Kuantitatif

Setelah sentimen diklasifikasikan, kami menghitung seberapa banyak teks yang masuk ke masing-masing kategori. Langkah ini membantu kami melihat distribusi opini masyarakat dengan lebih jelas.

- Menghitung jumlah teks yang positif, netral, dan negatif, baik dalam bentuk angka maupun persentase.
- Mempermudah pembaca, hasil ini divisualisasikan dengan diagram batang, sehingga lebih mudah dipahami.

#### 2.1.5 Penggabungan Hasil

Menggabungkan hasil analisis dari ketiga platform untuk melihat pola sentimen secara keseluruhan. Dengan cara ini dapat memahami tren utama dan bagaimana masyarakat dari berbagai platform merespons topik penelitian.

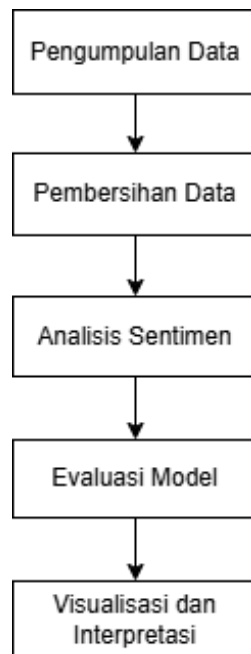
#### 2.1.6 Validasi Data

Untuk memastikan hasil kami dapat diandalkan, kami memeriksa sebagian data secara manual. Kami



Membandingkan hasil dari analisis otomatis dengan pendapat manual untuk memastikan tidak ada kesalahan yang signifikan. Langkah ini memberikan kepercayaan tambahan terhadap keakuratan temuan kami [6].

## 2.2 Tahapan Penelitian



Gambar 1. Tahapan penelitian

Pada gambar 2.2.1 menunjukkan diagram alir penelitian, berikut merupakan masing-masing penjelasannya :

### 2.2.1 Pengumpulan Data

Data dikumpulkan dari tiga platform utama yaitu Twitter, YouTube, dan Metacritic. Tweet yang terkait dengan “Astro Bot” diambil dari Twitter dalam jangka waktu tertentu menggunakan alat tweet-harvest dengan filter bahasa Inggris dan disimpan dalam format CSV [7]. YouTube menggunakan API Data YouTube untuk mengekstrak komentar video yang relevan, termasuk informasi penulis, waktu publikasi, jumlah suka, dan teks komentar. Sementara itu, dari Metacritic, ulasan pengguna untuk “Astro Bot” dalam format CSV, termasuk teks ulasan dan skor.

### 2.2.2 Pembersihan Data

Data yang dikumpulkan dari Twitter, YouTube, dan Metacritic dibersihkan untuk memastikan kualitas analisis. Data Twitter mengecualikan tweet non-Inggris dan menghapus elemen seperti URL, angka, dan karakter khusus [8]. Untuk data YouTube, teks komentar dibersihkan dengan menghilangkan tanda baca, angka, dan kata-kata umum (stop word). Sebaliknya, data metacritic hanya mempertahankan kolom Teks Ulasan dan Skor Ulasan serta membuang nilai kosong. Pembersihan ini memastikan bahwa hanya data relevan yang digunakan untuk analisis sentimen [9].

### 2.2.3 Analisis Sentimen

Setelah data dibersihkan, analisis sentimen dilakukan menggunakan pustaka TextBlob. Setiap teks dari ketiga platform tersebut diklasifikasikan ke dalam tiga kategori (positif, netral, negatif) berdasarkan nilai polaritas sentimen [10]. Analisis ini memberikan gambaran opini publik mengenai “Astro Bot” dari berbagai sumber.

### 2.2.4 Evaluasi Model

Dalam tahap evaluasi model, penelitian ini menerapkan beberapa metrik untuk mengukur performa model machine learning dalam klasifikasi sentimen. Proses evaluasi dilakukan melalui beberapa tahapan utama.

#### a) Pembagian Dataset

Pembagian dataset merupakan langkah pertama, di mana data dibagi menjadi data training (80%) dan testing (20%) menggunakan fungsi `train_test_split` dengan `random_state=42` untuk konsistensi hasil. Pembagian ini diterapkan pada ketiga dataset secara terpisah [11]. Selanjutnya, dilakukan vektorisasi teks menggunakan TF-IDF

Vectorizer dengan `max_features=5000` untuk mengubah data teks menjadi format numerik yang dapat diproses model [12]. Proses `fit_transform` diterapkan pada data training dan `transform` pada data testing.

#### b) Implementasi Model

Model yang digunakan adalah Logistic Regression dengan `random_state=42` [13]. Evaluasi performa model menggunakan beberapa metrik standar seperti accuracy, precision, recall, F1-score, dan visualisasi confusion matrix. Analisis dilakukan untuk setiap kelas sentimen (Positif, Netral, Negatif) pada masing-masing platform serta model gabungan untuk memberikan pemahaman komprehensif tentang kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen dari berbagai sumber data [14].

#### 2.2.5 Visualisasi dan Interpretasi

Hasil analisis sentimen ketiga platform divisualisasikan menggunakan diagram batang yang menunjukkan distribusi sentimen (positif, netral, negatif) [15]. Visualisasi ini mempermudah interpretasi dan memberikan wawasan tentang bagaimana opini publik mengenai “Astro Bot” di seluruh platform.

#### 2.2.5 Perbandingan Antar Platform

Distribusi sentimen dari data Twitter, YouTube, dan Metacritic dibandingkan untuk mengidentifikasi pola opini publik di setiap platform [16]. Perbandingan dilakukan untuk mengidentifikasi karakteristik sentimen yang unik pada setiap sumber data dan memberikan wawasan yang lebih luas mengenai persepsi publik terhadap Astro Bot.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari tiga platform yang fokus pada opini publik mengenai “Astro Bot”: Twitter, YouTube, dan Metacritic. Data dikumpulkan dari Twitter menggunakan alat `tweet-harvest` menggunakan istilah pencarian khusus untuk tweet berbahasa Inggris dari 12 Desember hingga 25 Desember 2024, menghasilkan 503 tweet yang terkumpul. Komentar video yang terkait dikumpulkan dari YouTube menggunakan YouTube Data API, dengan total 2569 komentar. Sementara itu, dari Metacritic, data berupa ulasan teks dan skor diunduh dalam format CSV dengan total 600 ulasan. Ketiga dataset ini digabungkan untuk analisis lebih lanjut.

Tabel 1. Jumlah data yang dikumpulkan

Sumber Data	Jumlah Data
Twitter	503
Youtube	2569
Metacritic	600

#### 3.2 Pembersihan Data

Pada tahap pembersihan data, sejumlah langkah dilakukan untuk memastikan data bebas dari elemen-elemen yang tidak relevan [17]. Berikut penjelasan tiap langkah dilengkapi dengan contoh tabel untuk memperjelas proses.

##### 3.2.1 Penghapusan Duplikasi Data

Proses ini bertujuan untuk menghilangkan komentar yang muncul lebih dari sekali agar analisis tidak bias.

Tabel 2. Sebelum penghapusan duplikasi

Id	Platform	Komentar
1	Twitter	Astro Bot Best!
2	Youtube	Astro Bot Best!
3	Metacritic	Ily Astro Bot
4	Twitter	Astro Bot Best!

Tabel 3. Setelah penghapusan duplikasi

Id	Platform	Komentar
----	----------	----------



1	Twitter	Astro Bot Best!
3	Metacritic	Ily Astro Bot

### 3.2.2 Normalisasi Teks

Langkah mencakup perubahan teks menjadi huruf kecil, penghapusan tanda baca, dan penyesuaian format lainnya

Tabel 4. Perubahan dari normalisasi teks

Sebelum Normalisasi	Setelah Normalisasi
OMG!!! Astro Bot TOTALLY deserves it!!! 😄🎮	omg astro bot totally deserves it
ASTRO BOT IS THE BEST!!! 🔥🔥	astro bot is the best
I'm not sure about this... but congrats Astro Bot!	im not sure about this but congrats astro bot

### 3.2.3 Penghapusan Stopwords

Stopwords seperti "is," "the," "and," "it" tidak memiliki makna signifikan dalam analisis. Setelah stopwords dihapus, hanya kata-kata bermakna yang tersisa [18].

Tabel 5. Perubahan dari penghapusan stopwords

Sebelum Stopwords	Setelah Stopwords
Astro Bot is the best game of the year!	astro bot best game year
I think it truly deserves this award!	think truly deserves award
The decision to give Astro Bot GOTY was amazing.	decision give astro bot goty amazing

### 3.2.4 Penanganan Emoji dan Simbol

Komentar dengan emoji dan simbol sering muncul di media sosial. Emoji yang relevan diterjemahkan ke dalam kata, sedangkan yang tidak relevan dihapus.

Tabel 6. Perubahan dari penanganan emoji dan simbol

Sebelum Penanganan emoji	Setelah Penanganan Emoji
Congrats to Astro Bot 🎮🏆 Deserved it 100%! ❤️	congrats to astro bot deserved it
Astro Bot?? Really?? This is a joke, right? 😏	astro bot really this is a joke
So happy for Astro Bot!!! 😄🎮	so happy for astro bot

### 3.2.5 Tokenisasi

Tokenisasi memecah kalimat menjadi unit kata-kata individu, sehingga analisis lebih mudah dilakukan [19].

Tabel 7. Perubahan dari tokenisasi

Kalimat Asli	Tokenisasi
Astro Bot truly deserves the award.	['astro', 'bot', 'truly', 'deserves', 'award']
I'm not sure about this but congrats Astro Bot!	['im', 'not', 'sure', 'congrats', 'astro', 'bot']

## 3.3 Analisis Sentimen

Setelah data melalui proses pembersihan, langkah berikutnya adalah melakukan analisis sentimen untuk mengidentifikasi opini publik terkait kemenangan Astro Bot sebagai Game of the Year (GOTY) 2024. Analisis sentimen dilakukan dengan menggunakan pendekatan berbasis teks untuk menentukan apakah komentar bersifat positif, negatif, atau netral [20]. Tahapan ini melibatkan beberapa langkah penting, yang dijelaskan berikut ini.

### 3.3.1 Pemilihan Metode Analisis

Untuk analisis sentimen, digunakan model berbasis leksikon, seperti TextBlob, yang memberikan skor polaritas terhadap setiap komentar. Skor polaritas menentukan kategori sentimen:

- Positif: Skor polaritas > 0
- Negatif: Skor polaritas < 0
- Netral: Skor polaritas = 0

Tabel 8. Contoh hasil pemilihan skor polaritas

Komentar	Skor Polaritas	Kategori Sentimen
"Astro Bot amazing and deserves GOTY!"	0.8	Positif
"I'm not sure about this decision"	-0.2	Negatif
"Congrats, Astro Bot. Good for you"	0.0	Netral

### 3.3.2 Penerapan Analisis Sentimen

Setiap komentar diproses menggunakan algoritma untuk menentukan kategorinya. Algoritma membaca komentar yang telah dibersihkan, menghitung polaritas, dan mengelompokkan komentar ke dalam kategori sentimen.

Tabel 9. Hasil sentimen untuk tiap platform

Platform	Positive (%)	Neutral (%)	Negative (%)
Twitter	37.2	36.8	26.0
Youtube	38.6	36.5	24.6
Metacritic	70.2	22.0	7.8

### 3.4 Evaluasi Model

Setelah melakukan oversampling untuk menyeimbangkan dataset, evaluasi model dilakukan menggunakan Logistic Regression dengan pembagian data training dan testing sebesar 80:20 [21]. Hasil evaluasi menunjukkan performa yang berbeda untuk setiap platform:

#### 3.4.1. Twitter

Model menunjukkan akurasi sebesar 80%, yang tergolong baik mengingat karakteristik data Twitter yang umumnya berupa teks pendek, tidak terstruktur, serta menggunakan bahasa informal, singkatan, atau simbol seperti emoticon.

Tabel 10. Performa model Twitter

Sentiment	Precision	Recall	F1-score
Negatif	77%	87%	82%
Netral	81%	78%	79%
Positif	82%	77%	79%

Confusion matrix menunjukkan model paling baik dalam mengklasifikasikan sentimen netral, namun memiliki beberapa kesalahan klasifikasi antara sentimen positif dan negatif.

#### 3.4.2. YouTube

Model untuk data YouTube menunjukkan akurasi sebesar 84%, yang mencerminkan performa yang lebih baik dibandingkan data Twitter. Hal ini didukung oleh karakteristik komentar YouTube yang cenderung lebih panjang dan kontekstual, sehingga memudahkan model dalam melakukan klasifikasi.

Tabel 11. Performa model Youtube

Sentiment	Precision	Recall	F1-score
Negatif	84%	82%	83%
Netral	81%	92%	76%
Positif	89%	79%	84%

Model YouTube menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam mengidentifikasi sentimen netral, dengan recall mencapai 92%.

#### 3.4.3. Metacritic

Model untuk dataset Metacritic menunjukkan akurasi tertinggi, yaitu 97%. Hal ini dapat dikaitkan dengan karakteristik dataset yang lebih terstruktur dan fokus, di mana ulasan cenderung lebih panjang, formal, serta relevan dengan subyek tertentu (seperti ulasan game).

Tabel 12. Performa model Metacritic

Sentiment	Precision	Recall	F1-score
Negatif	97%	100%	98%
Netral	96%	100%	98%
Positif	100%	92%	96%



Performa yang sangat tinggi ini menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam mengklasifikasikan ulasan Metacritic, dengan hampir tidak ada kesalahan klasifikasi untuk sentimen negatif dan netral.

#### 3.4.4. Model Gabungan

Model gabungan, yang dilatih menggunakan kombinasi dataset dari ketiga platform, menunjukkan akurasi sebesar 88%.

Tabel 13. Performa model gabungan

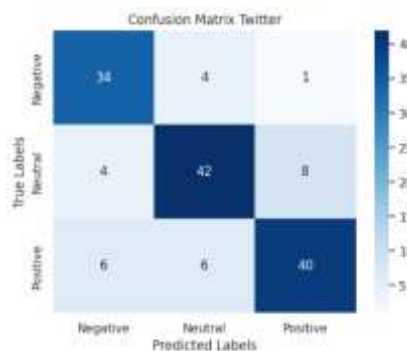
Sentiment	Precision	Recall	F1-score
Negatif	87%	89%	88%
Netral	85%	94%	89%
Positif	94%	83%	88%

Performa model gabungan menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall untuk semua kelas sentimen, dengan sedikit bias terhadap klasifikasi sentimen netral.

### 3.5 Visualisasi dan Interpretasi

Dari model yang digunakan didapati confusion matrix sebagai berikut.

#### 3.5.1. Twitter



Gambar 2. Confusion Matrix Twitter

Visualisasi confusion matrix menunjukkan kinerja model dalam mengklasifikasikan tweets sentimen tentang Astro Bot. Model tersebut mencapai akurasi keseluruhan sebesar 80% dengan kinerja yang seimbang di seluruh tiga kelas sentimen. Model tersebut mampu mengidentifikasi dengan tepat 34 tweet negatif, 42 tweet netral, dan 40 tweet positif dari 145 data uji. Kesalahan klasifikasi terbesar terjadi antara kelas netral dan positif (8 kasus). Sementara itu, model tersebut berkinerja terbaik dalam mengidentifikasi sentimen negatif dengan recall sebesar 0,87. Precision berkisar antara 0,77 hingga 0,82 di semua kelas, yang menunjukkan konsistensi model dalam hal akurasi prediksi. Hasil-hasil ini menunjukkan bahwa model tersebut dapat membedakan sentimen tweet dengan cukup andal, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan dalam membedakan antara sentimen netral dan positif.

#### 3.5.2. Youtube

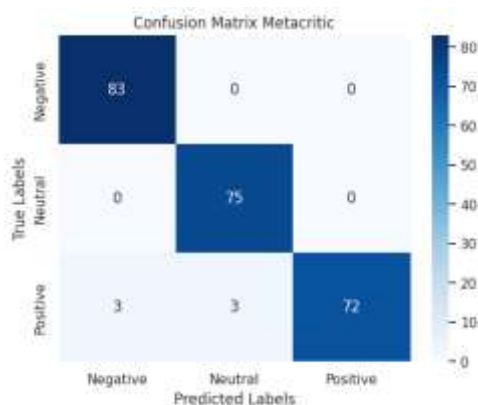


Gambar 3. Confusion Matrix Youtube

Visualisasi confusion matrix menunjukkan kinerja model dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube Astro Bot. Model tersebut mencapai akurasi keseluruhan sebesar 84% dengan kinerja yang seimbang di

seluruh tiga kelas sentimen. Model tersebut berhasil mengidentifikasi 150 komentar negatif, 178 komentar netral, dan 170 komentar positif dari 590 data uji. Kesalahan klasifikasi terbesar terjadi antara kelas positif dan netral (23 kasus) dan antara kelas positif dan negatif (21 kasus), sementara model tersebut memperoleh perolehan yang tinggi dalam mengidentifikasi sentimen netral dengan recall 0.92. Precision berkisar antara 0,81 hingga 0,89 di semua kelas, dengan nilai tertinggi ditunjukkan untuk sentimen positif, yang menunjukkan konsistensi model dalam akurasi prediksinya. Hasil-hasil ini menunjukkan bahwa model dapat membedakan sentimen dalam komentar YouTube dengan cukup andal, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan dalam membedakan sentimen positif dari kelas lain.

### 3.5.3. Metacritic



Gambar 4. Confusion Matrix Metacritic

Visualisasi confusion matrix menunjukkan kinerja model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan Metacritic untuk Astro Bot. Model ini mempertahankan kinerja yang konsisten di seluruh tiga kelas sentimen, mencapai akurasi keseluruhan yang mengesankan sebesar 97%. Model tersebut berhasil mengidentifikasi 83 ulasan negatif, 75 ulasan netral, dan 72 ulasan positif dari 236 data uji. Kesalahan klasifikasi sangat rendah, hanya 6 kesalahan dalam memprediksi sentimen positif, sementara model bekerja sempurna dengan perolehan 1,00 dalam mengidentifikasi sentimen negatif. Precision untuk semua kelas berkisar antara 0,96 hingga 1,00, yang menunjukkan akurasi prediksi yang sangat tinggi. Hasil-hasil ini menunjukkan bahwa model dapat dengan andal mendeteksi sentimen ulasan Metacritic dan menunjukkan kinerja yang konsisten di seluruh kelas sentimen.

## 4. KESIMPULAN

Astro Bot telah membuktikan dirinya sebagai game yang mampu menembus batas-batas inovasi dengan menghadirkan pengalaman bermain yang tak terlupakan. Penelitian ini mengungkapkan bahwa kemenangan Astro Bot sebagai Game of the Year (GOTY) 2024 tidak hanya didasarkan pada keunggulan teknis dan artistiknya, tetapi juga pada kemampuannya untuk mempengaruhi persepsi publik secara positif di berbagai platform. Meskipun ada kritik terhadap keputusan penghargaan ini, mayoritas respon publik menunjukkan apresiasi terhadap pendekatan baru yang ditawarkan oleh game tersebut.

Lebih jauh, temuan ini menyoroti pentingnya inovasi dan pengalaman pemain sebagai kriteria utama dalam penilaian game terbaik. Dengan memanfaatkan analisis sentimen berbasis data, penelitian ini memberikan gambaran yang lebih mendalam tentang bagaimana publik merespons penghargaan bergengsi di industri game. Ke depan, hasil penelitian ini dapat menjadi referensi bagi pengembang dan pihak terkait dalam menciptakan game yang tidak hanya memenuhi standar teknis tinggi, tetapi juga mampu menciptakan dampak emosional yang kuat di kalangan pemain.

Astro Bot tidak hanya mencatatkan prestasi sebagai pemenang GOTY, tetapi juga membuka diskusi baru tentang arah perkembangan industri game. Dengan kontribusinya yang signifikan, game ini telah menjadi contoh bagaimana inovasi dan kualitas dapat berperan dalam membentuk masa depan dunia gaming.

## REFERENSI

- [1] The Game Awards, "Game of the Year." Accessed: Jan. 21, 2025. [Online]. Available: <https://thegameawards.com/nominees/game-of-the-year>
- [2] Tom Richardson and Andrew Rogers, "Game Awards 2024: Astro Bot Wins Game of the Year," BBC Newsbeat. Accessed: Jan. 21, 2025. [Online]. Available: <https://www.bbc.com/news/articles/c0rm57j1lkeo>
- [3] E. H. Muktafin, K. Kusriani, and E. T. Luthfi, "Analisis Sentimen pada Ulasan Pembelian Produk di Marketplace Shopee Menggunakan Pendekatan Natural Language Processing," *Jurnal Eksplora Informatika*, vol. 10, no. 1, pp. 32–42, Sep. 2020, doi: 10.30864/eksplora.v10i1.390.
- [4] Agung Pratnyawan, "Daftar Pemenang The Game Awards 2024: Astro Bot Rebut GotY, Balatro Mendominasi Indie." Accessed: Jan. 21, 2025. [Online]. Available: <https://www.suara.com/tekno/2024/12/13/124500/daftar-pemenang-the-game-awards-2024-astro-bot-rebut-goty-balatro-mendominasi-indie>
- [5] A. H. Ruger, S. Analisis, P. Shopee, M. Suyanto, and M. P. Kurniawan, "Sentimen Analisis Pelanggan Shopee di Twitter menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JIFOTECH (JOURNAL OF INFORMATION TECHNOLOGY)*, vol. 1, no. 2, 2021.
- [6] I. Amal, "Perbandingan Pelabelan Otomatis Dan Manual Untuk Analisis Sentimen Terhadap Kenaikan Harga BBM Pertamina Pada Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," 2023.
- [7] P. A. Henríquez and F. Alessandri, "Analyzing digital societal interactions and sentiment classification in Twitter (X) during critical events in Chile," *Heliyon*, vol. 10, no. 12, Jun. 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e32572.
- [8] H. Jin, J. Y. Park, S. Y. Park, B. K. Son, B. Min, and K. Lee, "Effect of preprocessing on performances of machine learning-based mineral composition analysis on gas hydrate sediments, Ulleung Basin, East Sea," *Pet Sci*, 2025, doi: 10.1016/j.petsci.2024.11.012.
- [9] M. Lazarou, T. Stathaki, and Y. Avrithis, "Exploiting unlabeled data in few-shot learning with manifold similarity and label cleaning," *Pattern Recognit.*, vol. 161, May 2025, doi: 10.1016/j.patcog.2024.111304.
- [10] L. M. Antal and L. B. Iantovics, "Advanced Data Analysis for Machine Learning-powered Recommender Systems," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2024, pp. 3957–3966. doi: 10.1016/j.procs.2024.09.170.
- [11] J. Tan, J. Yang, S. Wu, G. Chen, and J. Zhao, "A critical look at the current train/test split in machine learning," Jun. 2021, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2106.04525>
- [12] N. Christian, R. Riego, and D. B. Villarba, "Utilization of Multinomial Naive Bayes Algorithm and Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF Vectorizer) in Checking the Credibility of News Tweet in the Philippines," 2023.
- [13] S. Kaur *et al.*, "High-accuracy lung disease classification via logistic regression and advanced feature extraction techniques," *Egyptian Informatics Journal*, vol. 29, Mar. 2025, doi: 10.1016/j.eij.2024.100596.
- [14] G. Phillips *et al.*, "Setting nutrient boundaries to protect aquatic communities: The importance of comparing observed and predicted classifications using measures derived from a confusion matrix," *Science of the Total Environment*, vol. 912, Feb. 2024, doi: 10.1016/j.scitotenv.2023.168872.
- [15] E. F. Saputra and M. R. Pribadi, "MDP STUDENT CONFERENCE (MSC) 2023 Universitas Multi Data Palembang | 17 ANALISIS SENTIMEN KOMENTAR PADA KANAL YOUTUBE THE LAZY MONDAY MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES," 2023.
- [16] N. K. Singh, D. S. Tomar, and A. K. Sangaiah, "Sentiment analysis: a review and comparative analysis over social media," *J Ambient Intell Humaniz Comput*, vol. 11, no. 1, pp. 97–117, Jan. 2020, doi: 10.1007/s12652-018-0862-8.
- [17] K. Hyun Tae, Y. Roh, Y. Hun Oh, H. Kim, and S. Euijong Whang, "Data Cleaning for Accurate, Fair, and Robust Models: A Big Data-AI Integration Approach," 2019.
- [18] S. Sarica and J. Luo, "Stopwords in technical language processing," *PLoS One*, vol. 16, no. 8 August, Aug. 2021, doi: 10.1371/journal.pone.0254937.
- [19] J. L. Gastaldi, J. Terilla, L. Malagutti, B. Dusell, T. Vieira, and R. Cotterell, "THE FOUNDATIONS OF TOKENIZATION: STATISTICAL AND COMPUTATIONAL CONCERNS," 2024.
- [20] A. AlMasaud and H. H. Al-Baity, "On the robustness of arabic aspect-based sentiment analysis: A comprehensive exploration of transformer-based models," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.jksuci.2024.102264.
- [21] P. Schober and T. R. Vetter, "Statistical Minute Logistic Regression in Medical Research," 2021. [Online]. Available: [www.anesthesia-analgesia.org/365](http://www.anesthesia-analgesia.org/365)

