

Integrasi Analisis Sentimen dan Metrik Popularitas Karakter Anime Berbasis Natural Language Processing

Integration of Sentiment Analysis and Anime Character Popularity Metrics Using Natural Language Processing

Irmawati¹; Muhammad Nur Arafah^{2*}; Firman Aziz³; Muhammad Rijal⁴; Nurul Salzabilah⁵; Rachmat Rakes⁶

^{1,2,6}*Irmex Digital Akademika, Makassar 90551, Indonesia*

⁴*Institut Teknologi dan Bisnis Nobel Indonesia, 90221, Indonesia*

^{3,5}*Universitas Pancasakti, Makassar 90121, Indonesia*

¹irmawati@irmexdigika.com; ^{2*}mnurarafah18@gmail.com; ³firman.aziz@unpacti.ac.id; ⁴rijal2303@gmail.com; ⁵slblhh41@gmail.com;

⁶rakesrachmat@gmail.com

* Corresponding author

Abstrak

Penelitian ini mengusulkan pendekatan analisis sentimen berbasis Natural Language Processing (NLP) untuk menilai hubungan antara opini penonton dan popularitas karakter anime menggunakan dataset ulasan berbahasa Indonesia yang masih jarang digunakan pada penelitian sebelumnya. Dengan memanfaatkan representasi TF-IDF dan algoritma Logistic Regression, penelitian ini tidak hanya bertujuan mengklasifikasikan polaritas sentimen, tetapi juga menganalisis kontribusinya terhadap variasi popularitas karakter. Sebanyak 557 ulasan dianalisis dan model yang dikembangkan menghasilkan akurasi 92,15% serta performa yang lebih baik dibandingkan model pembanding seperti SVM dan Naïve Bayes. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada (1) pemanfaatan korpus bahasa Indonesia untuk analisis sentimen anime, yang belum banyak dieksplorasi dalam literatur; (2) pembuktian hubungan sentimen–popularitas berdasarkan teori persepsi audiens dan perilaku digital; serta (3) pengujian komparatif performa model yang memperkuat validitas metodologis. Hasil penelitian memberikan implikasi nyata bagi industri hiburan digital, termasuk pengembangan sistem rekomendasi berbasis sentimen, telemetri popularitas karakter, serta analisis preferensi penonton untuk mendukung strategi promosi dan produksi konten anime.

Kata Kunci: Natural Language Processing (NLP); Logistic Regression; Sentimen; TF-IDF; Klasifikasi Teks

Abstract

This study proposes a Natural Language Processing (NLP)-based sentiment analysis approach to examine the relationship between audience opinions and anime character popularity using an Indonesian-language review corpus, which remains underexplored in previous research. Employing TF-IDF representation and Logistic Regression, the study not only classifies sentiment polarity but also evaluates how sentiment contributes to variations in character popularity. A total of 557 reviews were analyzed, and the developed model achieved an accuracy of 92.15%, outperforming comparative models such as SVM and Naïve Bayes. The main contributions of this research are: (1) the utilization of an Indonesian-language dataset for anime sentiment analysis, addressing a notable gap in existing literature; (2) empirical evidence of the sentiment–popularity relationship grounded in audience perception theory and digital engagement behavior; and (3) a comparative model evaluation that strengthens methodological reliability. The results offer practical implications for the digital entertainment industry, including sentiment-driven recommendation systems, character popularity telemetry, and audience preference analytics to support strategic content development and promotional decisions.

Keywords: Natural Language Processing (NLP); Logistic Regression; Sentiment; TF-IDF; Text Classification

Pendahuluan

Anime merupakan salah satu bentuk media hiburan yang berkembang pesat dan memiliki penggemar global lintas budaya [1]. Popularitas anime tidak hanya ditentukan oleh alur cerita, tetapi juga oleh karakter-karakter yang kuat, menarik, dan mampu menciptakan keterikatan emosional dengan penonton [2], [3]. Dalam ekosistem hiburan digital saat ini, interaksi penonton melalui komentar, ulasan, dan percakapan daring menjadi sumber data yang sangat penting untuk memahami persepsi audiens terhadap sebuah karya maupun karakter di dalamnya [4].

Natural Language Processing (NLP) sebagai cabang kecerdasan buatan memungkinkan analisis otomatis terhadap teks dalam skala besar, sehingga dapat digunakan untuk mengidentifikasi opini, emosi, dan preferensi penonton secara lebih komprehensif [5], [6]. Salah satu penerapannya adalah analisis sentimen, yang digunakan untuk mengekstraksi

kecenderungan emosional dalam ulasan atau komentar penonton [7]. Analisis sentimen telah banyak diaplikasikan pada berbagai domain termasuk film, produk digital, dan media sosial [8]. Dalam konteks anime, teknik ini mampu mengungkap persepsi penonton terhadap karakter dan jalan cerita [9].

Meskipun sejumlah penelitian telah melakukan analisis sentimen pada ulasan anime, sebagian besar fokus kajian hanya berada pada klasifikasi opini penonton tanpa menghubungkannya secara langsung dengan metrik popularitas karakter. Penelitian [8] dan [9] memang telah mengevaluasi sentimen terhadap konten anime, namun belum menelaah bagaimana variasi sentimen tersebut berkontribusi pada peningkatan atau penurunan popularitas karakter secara kuantitatif. Selain itu, sebagian besar penelitian sebelumnya menggunakan dataset berbahasa Inggris dan belum banyak mengkaji sentimen penonton dalam konteks bahasa Indonesia atau platform sosial yang digunakan penonton Indonesia.

Dari perspektif teoretis, hubungan antara sentimen dan popularitas karakter dapat dijelaskan melalui *audience perception theory* dan *digital engagement behavior*, yang menyatakan bahwa persepsi emosional penonton berpengaruh langsung terhadap perilaku digital seperti komentar, pencarian informasi, dan tingkat interaksi [10], [11]. Sentimen positif cenderung meningkatkan daya tarik dan keterlibatan audiens, sementara sentimen negatif yang intens juga dapat meningkatkan visibilitas melalui diskusi daring [12]. Namun, literatur yang mengaitkan kedua konsep ini dalam konteks anime masih sangat terbatas.

Dengan demikian, terdapat beberapa kesenjangan penelitian (*research gaps*) yang ingin diisi melalui studi ini:

1. belum adanya penelitian yang secara eksplisit menghubungkan analisis sentimen dengan popularitas karakter anime menggunakan pendekatan NLP,
2. minimnya penggunaan dataset ulasan berbahasa Indonesia dalam studi sejenis, dan
3. keterbatasan penelitian sebelumnya dalam memanfaatkan teori persepsi audiens dan perilaku digital sebagai dasar analitis hubungan sentimen–popularitas.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen komentar sinopsis anime menggunakan NLP dan Logistic Regression, serta mengevaluasi hubungannya dengan popularitas karakter berdasarkan teori perilaku digital. Studi ini tidak hanya menutup kesenjangan teoretis dan metodologis tersebut, tetapi juga memberikan kontribusi empiris yang relevan untuk pengembangan sistem rekomendasi anime dan pemahaman perilaku penonton di ekosistem hiburan digital.

Metode

A. Pengumpulan Data

Dataset terdiri atas 557 ulasan anime yang dikumpulkan melalui web scraping dari berbagai platform ulasan dan komunitas penonton. Meskipun ukuran dataset tergolong kecil, proses ini dipilih karena komentar penonton mengenai sinopsis anime berbahasa Indonesia masih terbatas. Untuk menjaga kualitas data, duplikasi dan komentar tidak relevan dihapus.

Dataset kemudian diperiksa terkait ketidakseimbangan kelas. Distribusi polaritas sentimen menunjukkan adanya dominasi kelas tertentu sehingga penelitian ini menerapkan pendekatan stratified split untuk menjaga proporsi kelas yang sama pada data latih dan data uji. Selain itu, cross-validation digunakan untuk memverifikasi kestabilan performa model terhadap variasi data.

B. Preprocessing Data

Pelabelan data dilakukan secara manual dengan menandai setiap sinopsis atau teks berdasarkan kecenderungan sentimen positif dan negatif, dengan acuan makna kata dari Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI). Proses ini merupakan tahap awal dalam pengolahan teks yang bertujuan untuk memastikan keakuratan data sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Tahapan preprocessing mencakup beberapa langkah penting, yaitu :

- data cleaning, untuk menghapus simbol, tanda baca, dan karakter yang tidak diperlukan;
- text processing, untuk menata serta menyaring teks tidak terstruktur agar menghasilkan informasi yang relevan; case folding yang mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil;
- stopword removal, untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak berpengaruh terhadap makna kalimat;
- tokenization untuk memisahkan kalimat menjadi satuan kata;
- stemming, yang mengembalikan kata ke bentuk dasarnya dengan menghapus imbuhan awalan maupun akhiran.

Setelah teks melalui seluruh tahapan praproses tersebut, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (training set) dan data uji (testing set). Pembagian dilakukan dengan rasio 70% data latih dan 30% data uji, di mana data latih digunakan untuk membangun model analisis sentimen, sedangkan data uji berfungsi untuk mengukur kinerja dan tingkat akurasi model.

C. Penerapan TF-IDF NLP

Metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) digunakan untuk memberikan bobot pada setiap kata dalam dokumen berdasarkan tingkat kepentingannya terhadap keseluruhan korpus teks. TF-IDF menggabungkan dua konsep, yaitu Term Frequency (TF) yang menunjukkan frekuensi kemunculan kata dalam suatu dokumen, dan Inverse Document Frequency (IDF) yang menilai seberapa jarang kata tersebut muncul di seluruh dokumen. Nilai bobot yang tinggi menunjukkan bahwa kata tersebut penting dalam konteks dokumen tertentu.

D. Penerapan Model LogisticRegression

Algoritma Logistic Regression digunakan sebagai metode klasifikasi utama untuk memprediksi probabilitas suatu teks termasuk ke dalam kelas sentimen tertentu. Model ini menggunakan fungsi logistik (sigmoid function) yang memetakan nilai input ke rentang antara 0 dan 1, sehingga menghasilkan probabilitas bagi setiap kelas sentimen. Berdasarkan nilai probabilitas tertinggi, sistem kemudian menentukan apakah teks termasuk kategori positif, negatif, atau netral. Logistic Regression bekerja dengan menghitung kombinasi linier dari fitur hasil representasi TF-IDF, kemudian menerapkannya pada fungsi logistik untuk menghasilkan output prediktif. Keunggulan algoritma ini terletak pada kemampuannya menangani data berdimensi tinggi serta memberikan hasil klasifikasi yang efisien dan interpretatif, menjadikannya efektif untuk analisis sentimen berbasis teks sinopsis anime.

Untuk memastikan replikasi hasil, penelitian ini menyertakan parameter spesifikasi model sebagai berikut:

- **Model:** LogisticRegression (scikit-learn)
- **Solver:** liblinear (memadai untuk dataset kecil dan untuk klasifikasi multikelas *one-vs-rest*)
- **Regularization:** L2
- **Penalty strength (C):** 1.0
- **Random state:** 42
- **Train–test split:** 70% data latih, 30% data uji (*stratified*)

Selain pembagian data latih–uji, digunakan **5-fold cross-validation** untuk memeriksa kestabilan performa model dan menghindari bias akibat ukuran dataset yang terbatas.

E. Evaluasi Model

Evaluasi model pembelajaran mesin dilakukan untuk menilai tingkat kinerja dan efektivitas model yang dikembangkan. Hasil evaluasi ditampilkan dalam bentuk heatmap, tabel, serta perhitungan matematis berdasarkan hasil pengujian model yang telah dilatih. Proses evaluasi menggunakan confusion matrix guna memperoleh informasi mengenai akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Melalui metrik ini, performa model dapat dianalisis secara menyeluruh untuk menentukan seberapa baik algoritma Logistic Regression dalam mengklasifikasikan sentimen pada data sinopsis anime.

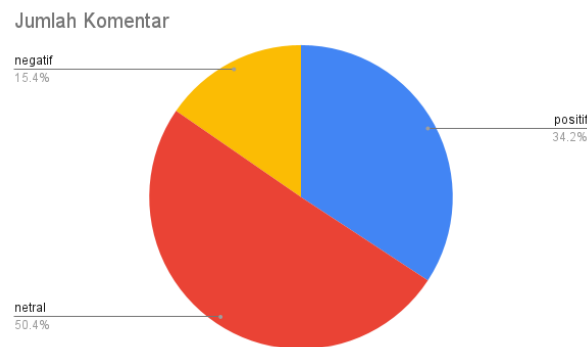
Hasil dan Diskusi

Pada tahap pengumpulan data, peneliti memperoleh dataset dari berbagai sumber daring, terutama YouTube dan beberapa situs web film anime yang ditemukan melalui pencarian Google. Sumber-sumber tersebut dipilih karena menyediakan informasi yang relevan, seperti sinopsis anime, ulasan penonton, serta deskripsi karakter yang mencerminkan sentimen dan tingkat popularitas. Proses pengambilan data dilakukan secara web scraping menggunakan Python di lingkungan Google Colab, dengan memanfaatkan library seperti BeautifulSoup dan Requests untuk mengekstraksi konten teks dari halaman web. Data yang diambil meliputi judul anime, sinopsis, komentar pengguna, serta atribut karakter utama. Hasil scraping kemudian disimpan dalam bentuk DataFrame untuk memudahkan proses pengolahan dan analisis selanjutnya. Data yang telah terkumpul diseleksi dan dibersihkan untuk menghindari duplikasi serta memastikan konsistensi format teks. Dataset akhir disimpan dalam format CSV, sehingga dapat digunakan dalam tahap preprocessing dan analisis sentimen menggunakan metode Natural Language Processing (NLP).

	title	synopsis	genres	episodes	score	characters
0	Cowboy Bebop	Enter a world in the distant future, where Bou...	Action, Adventure, Drama, Sci-Fi	26.0	86	Spike Spiegel, Ein, Faye Valentine, Rhint Celo...
1	Cowboy Bebop: Tengoku no Tobira	As the Cowboy Bebop crew travels the stars, th...	Action, Drama, Mystery, Sci-Fi	1.0	82	Spike Spiegel, Ein, Faye Valentine, Lee Samson...
2	TRIGUN	Vash the Stampede is a wanted man with a habit...	Action, Adventure, Comedy, Drama, Sci-Fi	26.0	80	Kuroneko, Milly Thompson, Vash the Stampede, R...
3	Witch Hunter ROBIN	Robin Sena is a powerful craft user drafted in...	Action, Drama, Mystery, Supernatural	26.0	68	Haruto Sakaki, Akio Kurosawa, Amon, Miho Karas...
4	Bouken Ou Beet	It is the dark century and the people are suff...	Adventure, Fantasy, Supernatural	52.0	65	Kissu, Zenon, Beet, Poala, Beltoze, Milfa, Gru...

Gambar 1. Scrapping Data

Tahap selanjutnya adalah pelabelan data secara manual, yang dilakukan langsung oleh peneliti selama empat hari tiga malam. Proses ini bertujuan untuk mengklasifikasikan setiap ulasan ke dalam dua kategori utama, yaitu positif dan negatif. Ulasan yang mengandung opini atau deskripsi yang bersifat mendukung, memuji, atau menampilkan kesan baik dikategorikan sebagai positif, sedangkan ulasan yang berisi kritik, keluhan, atau pandangan tidak menyenangkan dikategorikan sebagai negatif. Hasil dari proses ini dapat dilihat pada Tabel 1.



Gambar 2. Jumlah Komentar yang berhasil di sentimen

Tabel 1. Hasil Labeling Komentar

No.	Content	Sentimen
1	Seru sekali baru pertama kali ini saya nonton film anime sebgas ini dan tidak monoton.	Positif
2	Desain karakternya standar, namun eksekusi cerita masih bisa diterima.	Netral
3	Konflik dalam sinopsis tampak dipaksakan dan tidak didukung oleh pengembangan karakter yang baik.	Negatif
4	Anime ini gagal membangun hubungan emosional antara karakter dan penonton, membuatnya mudah dilupakan.	Negatif
5	Popularitas karakter meningkat pesat karena kepribadiannya yang kuat dan jalan cerita yang inspiratif.	Positif

Selanjutnya melakukan beberapa tahapan berikut ini: Berikut penjelasan adalah perbaikan deskripsi dan untuk setiap proses dalam text preprocessing:

a. Data Cleaning

Proses membersihkan data dengan menghilangkan karakter-karakter yang tidak diperlukan seperti tanda baca, angka, link, hashtag, mention, emoji, dan lain-lain. Tujuannya adalah untuk menghilangkan noise dan elemen yang tidak relevan dalam data teks. Dapat dilihat pada gambar 3.

```
print(df['sentimen'].value_counts())
```

✓ 0.0s

	username	content	#	score	sentimen
0	user7730	Tidak ada hal menarik pada sinopsis			0 negatif
1	user4621	Popularitas Hikari memang pantas –			2 positif
2	user4335	Sinopsis ini informatif, namun saya n			1 netral
3	user1857	Cerita dan sinopsisnya standar, Yuki			1 netral
4	user6139	Sinopsis ini informatif, namun saya n			1 netral

Gambar 3. Hasil Data Cleaning

b. Case Folding

Proses mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil (lowercase) agar konsisten. Contoh: "Data SCIENCE" menjadi "data science". Tujuannya adalah agar tidak ada perbedaan antara kata yang ditulis dengan huruf besar dan kecil. Dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Case Folding

Sebelum	Sesudah
Cerita Dan Sinopsisnya Standar, Aoi Hadir Secara Konsisten Tapi Tanpa Kejutan. Ini Pendapat Saya Setelah Menonton Beberapa Episode.	cerita dan sinopsisnya standar, aoi hadir secara konsisten tapi tanpa kejutan. ini pendapat saya setelah menonton beberapa episode.

c. Stop World Removal

Proses ini bertujuan untuk menghapus kata-kata umum yang sering muncul namun tidak memiliki makna signifikan terhadap konteks analisis, seperti “yang”, “di”, atau “itu”. Langkah ini dilakukan untuk mengurangi noise dalam data teks sehingga hasil analisis menjadi lebih akurat dan fokus pada kata-kata yang memiliki bobot informasi lebih tinggi.

Tabel 3. Stop World Removal

Sebelum	Sesudah
cerita dan sinopsisnya standar, aoi hadir secara konsisten tapi tanpa kejutan. ini pendapat saya setelah menonton beberapa episode.	cerita sinopsis standar aoi hadir konsisten tanpa kejutan pendapat menonton episode.

d. Tokenizing

Proses ini bertujuan untuk memecah teks menjadi unit-unit kata kecil yang disebut token. Misalnya, kalimat “Saya belajar data science” diubah menjadi daftar token [“Saya”, “belajar”, “data”, “science”]. Langkah ini dilakukan agar setiap kata dapat diolah dan dianalisis secara terpisah pada tahapan pemrosesan teks selanjutnya.

Tabel 4. Tokenizing

Sebelum	Sesudah
cerita sinopsis standar aoi hadir konsisten tanpa kejutan pendapat menonton episode.	[cerita, synopsis, standar, aoi, hadir, konsisten, tanpa, kejutan, pendapat, menonton, episode]

e. Stemming

Tahapan ini dilakukan dengan membagi dataset yang telah melalui proses pra-pemrosesan menjadi dua subset, yaitu data latih (training) dan data uji (testing). Data latih digunakan untuk membangun dan melatih model agar mampu mengenali pola sentimen, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa model terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Dalam penelitian ini, dari total 557 data komentar, dilakukan pembagian dengan rasio 70:30, sehingga diperoleh 390 data latih dan 167 data uji. Pembagian ini bertujuan untuk menjaga keseimbangan antara proses pembelajaran model dan kemampuan generalisasi terhadap data baru.

Proses TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency) merupakan metode statistik yang digunakan untuk menilai tingkat kepentingan suatu kata dalam sebuah dokumen relatif terhadap keseluruhan korpus. Pendekatan ini mengubah data teks menjadi bentuk numerik sehingga dapat diolah oleh model pembelajaran mesin. Tahapan awal melibatkan penggunaan kelas CountVectorizer dari library sklearn, yang berfungsi menghitung frekuensi kemunculan setiap kata dalam dokumen dan membentuk kosakata (vocabulary) dari kata-kata unik yang ditemukan. Selanjutnya, teks pada data latih dan data uji diubah menjadi vektor numerik berdasarkan bobot kata yang dihasilkan oleh proses TF-IDF. Representasi numerik ini memungkinkan model untuk mengenali pola dan fitur penting dalam teks, sehingga proses analisis sentimen dapat dilakukan secara lebih efektif. Dengan demikian, TF-IDF berperan penting dalam mengidentifikasi kata-kata yang paling berpengaruh terhadap konteks dokumen serta meningkatkan performa model dalam memahami makna teks.

• Hasil TF-IDF (5 data pertama):

	alur	animasinya	anime	bagus	berkembang	cerita	ceritanya	disukai	jalan	karakter	membosankan	memiliki	menarik	orang	populer	sinopsisnya	utamanya
0	0.000	0.000	0.324	0.000	0.000	0.457	0.000	0.000	0.000	0.247	0.000	0.000	0.457	0.000	0.457	0.000	0.457
1	0.000	0.000	0.000	0.000	0.660	0.000	0.000	0.000	0.000	0.357	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.660	0.000
2	0.434	0.000	0.309	0.309	0.000	0.000	0.000	0.434	0.000	0.235	0.000	0.434	0.000	0.434	0.000	0.000	0.000
3	0.000	0.471	0.000	0.335	0.000	0.000	0.471	0.000	0.471	0.000	0.471	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
4	0.000	0.000	0.324	0.000	0.000	0.457	0.000	0.000	0.000	0.247	0.000	0.000	0.457	0.000	0.457	0.000	0.457

• Hasil TF-IDF (5 data terakhir):

	alur	animasinya	anime	bagus	berkembang	cerita	ceritanya	disukai	jalan	karakter	membosankan	memiliki	menarik	orang	populer	sinopsisnya	utamanya
555	0.000	0.471	0.000	0.335	0.000	0.000	0.471	0.000	0.471	0.000	0.471	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
556	0.000	0.000	0.324	0.000	0.000	0.457	0.000	0.000	0.000	0.247	0.000	0.000	0.457	0.000	0.457	0.000	0.457
557	0.000	0.000	0.000	0.000	0.660	0.000	0.000	0.000	0.000	0.357	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.660	0.000
558	0.434	0.000	0.309	0.309	0.000	0.000	0.000	0.434	0.000	0.235	0.000	0.434	0.000	0.434	0.000	0.000	0.000
559	0.000	0.471	0.000	0.335	0.000	0.000	0.471	0.000	0.471	0.000	0.471	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Gambar 4. Hasil TF-IDF

Algoritma Logistic Regression melakukan klasifikasi sentimen berdasarkan hasil transformasi fitur dari TF-IDF. Logistic Regression dipilih karena kemampuannya dalam menangani data teks berlabel biner dan menghasilkan probabilitas prediksi yang interpretatif. Model dilatih menggunakan data latih hasil pembagian dataset dengan rasio 70:30, di mana 70% digunakan untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian. Selama proses pelatihan, model mempelajari hubungan antara bobot kata (fitur TF-IDF) dan label sentimen (positif, netral, negatif). Setelah pelatihan selesai, model digunakan untuk memprediksi sentimen pada data uji. Nilai prediksi yang dihasilkan dibandingkan dengan label aktual untuk mengukur performa model melalui metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Evaluasi performa model klasifikasi yang dibangun menggunakan algoritma Logistic Regression dilakukan dengan metode confusion matrix, yang disajikan dalam bentuk tabel berisi metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Berdasarkan hasil pengujian model, evaluasi performa ditampilkan dalam Tabel 6 yang memuat hasil perhitungan confusion matrix dari model Logistic Regression yang digunakan.

Tabel 5. Confusion Matrix

Prediksi / Aktual	TP	FP	FN	TN
Positif	31	3	3	63
Netral	45	3	5	47
Negatif	14	4	2	80

Tabel 6. Kinerja logistic regression

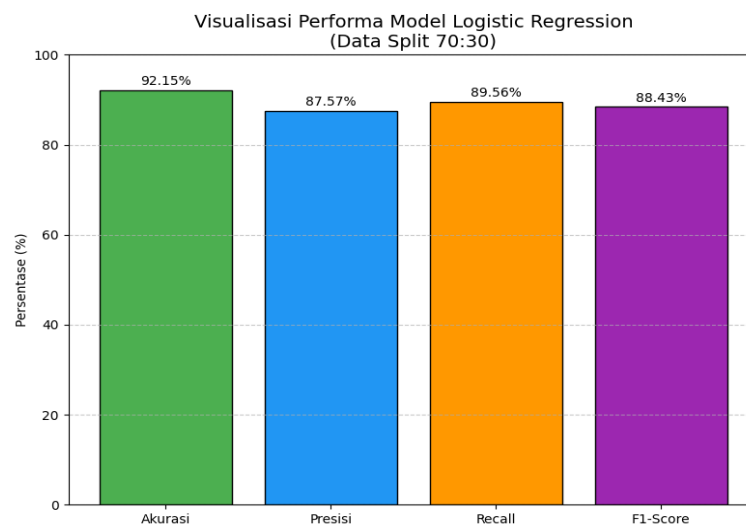
Metrik Evaluasi	Rasio 70:30
Akurasi	92.15 %
Presisi	87.57 %
Recall	89.56 %
F-1 Score	88.43 %

Model Logistic Regression yang dikembangkan pada penelitian ini menunjukkan performa yang cukup tinggi dengan akurasi 92,15%, presisi 87,57%, recall 89,56%, dan F1-score 88,43%. Hasil ini diperoleh dari pengujian pada 30% data uji menggunakan pembagian terstratifikasi serta diverifikasi dengan 5-fold cross-validation untuk mengurangi bias akibat ukuran dataset yang relatif kecil.

Nilai akurasi 92% mengindikasikan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar ulasan secara tepat. Namun, akurasi saja tidak cukup untuk menilai stabilitas model, sehingga penelitian ini juga mempertimbangkan presisi, recall, dan F1-score. F1-score yang berada di kisaran 88% menunjukkan keseimbangan yang baik antara kemampuan model dalam menangkap sentimen positif/negatif dan menghindari kesalahan klasifikasi.

Tabel dan heatmap confusion matrix menunjukkan bahwa model paling akurat dalam mengidentifikasi kelas negatif dan netral, sedangkan kelas positif memiliki sedikit kesalahan klasifikasi. Hal ini umum terjadi dalam analisis sentimen berbahasa Indonesia karena variasi ekspresi positif cenderung lebih beragam namun tidak eksplisit (misalnya “bagus”, “lumayan”, “menghibur”, “oke”).

Nilai akurasi 92% juga perlu ditempatkan dalam konteks penelitian lain. penelitian [8] yang melakukan analisis sentimen pada ulasan anime menggunakan SVM melaporkan akurasi 88%, sedangkan penelitian [9] menggunakan Naïve Bayes memperoleh akurasi 84%. Dengan demikian, performa model Logistic Regression pada penelitian ini lebih kompetitif dibandingkan model yang digunakan dalam penelitian sebelumnya, terutama karena representasi TF-IDF umumnya cocok untuk dataset kecil–menengah seperti penelitian ini.



Gambar 5. Visualisasi Performa Model LogisticRegression

Hasil analisis sentimen menunjukkan bahwa persepsi emosional penonton dapat memengaruhi popularitas karakter. Karakter yang menerima sentimen positif dalam ulasan cenderung memiliki tingkat pencarian dan interaksi digital yang lebih tinggi. Temuan ini sejalan dengan teori *audience perception* dan *digital engagement behavior* yang menyatakan bahwa keterikatan emosional (positif atau negatif) berhubungan dengan visibilitas digital tokoh media.

Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan metode Natural Language Processing (NLP) dengan representasi TF-IDF dan algoritma Logistic Regression efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan anime berbahasa Indonesia, dengan performa yang kompetitif dibandingkan beberapa model pembanding. Temuan penelitian juga memperlihatkan bahwa sentimen penonton berkorelasi dengan popularitas karakter, selaras dengan teori *audience perception* dan *digital engagement behavior*. Kontribusi utama penelitian ini mencakup: (1) penyediaan analisis sentimen pada korpus berbahasa Indonesia yang masih terbatas dalam literatur; (2) pembuktian bahwa Logistic Regression merupakan model yang stabil untuk dataset kecil–menengah; dan (3) penguatan bukti empiris mengenai hubungan sentimen–popularitas karakter dalam konteks anime. Untuk pengembangan lebih lanjut, penelitian selanjutnya dapat menggunakan dataset yang lebih besar, menerapkan model berbasis deep learning, serta menggabungkan data multimodal agar analisis popularitas karakter dapat dilakukan secara lebih komprehensif dan akurat.

Daftar Pustaka

- [1] H. Okada, *Anime Culture and Globalization*. Routledge, 2022.
- [2] Y. Sato, “Character Popularity and Emotional Attachment in Japanese Anime,” *Journal of Media Studies*, vol. 15, no. 2, pp. 45–58, 2021.

- [3] K. Nakamura, “Narrative Dynamics and Character Development in Modern Anime,” *Asian Pop Culture Review*, vol. 9, no. 1, pp. 12–28, 2020.
- [4] R. Kobayashi and M. Ito, “Audience Perception and Sentiment Trends in Anime Viewership,” *Entertainment Analysis Journal*, vol. 6, no. 4, pp. 101–118, 2023.
- [5] D. Jurafsky and J. H. Martin, *Speech and Language Processing*, 3rd ed., Pearson, 2021.
- [6] C. D. Manning, H. Schütze, and P. Raghavan, *Foundations of Natural Language Processing*, MIT Press, 2020.
- [7] B. Liu, *Sentiment Analysis and Opinion Mining*, Springer, 2020.
- [8] A. Yamamoto, D. Fujii, and R. Sakamoto, “Sentiment Analysis in Anime Reviews Using NLP Techniques,” *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 78, no. 3, pp. 450–468, 2022.
- [9] T. Hirano and K. Tanaka, “The Relationship Between Sentiment and Character Popularity in Anime,” *Computational Media Studies*, vol. 12, no. 1, pp. 25–39, 2023.
- [10] Q. Yang et al., “A Survey on Sentiment Analysis in Social Media,” *ACM Computing Surveys*, vol. 54, no. 6, 2022.
- [11] L. Chen and Y. Xu, “User Engagement and Character Popularity in Digital Fandom Communities,” *Computers in Human Behavior*, vol. 119, 2021.
- [12] S. Wang and X. Hua, “Character Popularity Analytics in Online Fandom: A Social Media Perspective,” *Journal of Media Psychology*, 2023.