

# Perbandingan Analisis Sentimen Game Honor of Kings dengan VADER, TextBlob, Rating dan IndoBERT

<sup>1\*</sup> Kirso, <sup>2</sup> Windu Gata

<sup>1,2</sup> Ilmu Komputer, Teknologi dan Informasi, Universitas Nusa Mandiri

E-mail: <sup>1</sup> 14230033@nusamandiri.ac.id

## Abstrak

Analisis sentimen pada game daring, khususnya dalam game Honor of Kings (HOK), menjadi penting untuk memahami interaksi pemain dan dinamika emosional mereka. Penelitian ini menganalisis sentimen pemain HOK dengan menggunakan berbagai model analisis sentimen, termasuk Vader, TextBlob, dan IndoBERT, untuk menilai pengalaman dan motivasi pemain. Studi ini juga mengeksplorasi perilaku toksik dalam permainan yang berdampak pada pengalaman bermain, serta implikasi psikologis yang muncul selama pandemi COVID-19. Selain sentimen negatif yang terkait dengan perilaku toksik, analisis juga mencatat sentimen positif yang dapat menggambarkan motivasi emosional pemain. Berdasarkan evaluasi model, hasil labeling menunjukkan bahwa model Random Forest dan SVM memberikan hasil akurasi yang serupa, yaitu 63%, pada semua model labeling (IndoBERT, Vader, dan TextBlob). Namun, model Naive Bayes menunjukkan perbedaan signifikan, dengan akurasi hanya 25% pada labeling IndoBERT, sedangkan dengan Vader dan TextBlob mencapai 63%. Hal ini disebabkan oleh karakteristik model yang berbeda, di mana Vader dan TextBlob lebih mampu menangani sentimen eksplisit dalam teks. Penelitian ini menyarankan bahwa pemilihan model analisis sentimen yang tepat, serta pemahaman mendalam terhadap perilaku dan emosi pemain, dapat memberikan wawasan yang berharga bagi pengembang game dalam meningkatkan pengalaman bermain dan kepuasan pemain.

**Kata kunci:** Analisis sentimen, Honor of Kings, perilaku toksik, Vader, TextBlob, IndoBERT.

## Abstract

*Sentiment analysis in online games, particularly in Multiplayer Online Battle Arena (MOBA) games like Honor of Kings (HOK), is crucial for understanding player interactions and emotional dynamics. This study analyzes the sentiment of HOK players using various sentiment analysis models, including Vader, TextBlob, and IndoBERT, to assess player experiences and motivations. The research also explores toxic behavior in the game that impacts the gaming experience, along with the psychological implications that emerged during the COVID-19 pandemic. In addition to the negative sentiment associated with toxic behavior, the analysis also highlights positive sentiment, which reflects the emotional motivations of players. Model evaluation results show that the Random Forest and SVM models yield similar accuracy, reaching 63% across all labeling models (IndoBERT, Vader, and TextBlob). However, the Naive Bayes model shows a significant difference, with only 25% accuracy on IndoBERT labeling, while Vader and TextBlob models achieve 63%. This difference is attributed to the characteristics of the models, where Vader and TextBlob are more effective at handling explicit sentiment in the text. This study suggests that choosing the right sentiment analysis model, along with a deep understanding of player behavior and emotions, can provide valuable insights for game developers to enhance gameplay experience and player satisfaction.*

**Keywords:** Sentiment analysis, Honor of Kings, toxic behavior, Vader, TextBlob, IndoBERT.

## 1 Pendahuluan (or Introduction)

Analisis sentimen telah menjadi bidang penelitian yang krusial dalam memahami interaksi dan perilaku pemain di lingkungan permainan daring, terutama dalam game populer seperti Honor of Kings (HOK). Game Multiplayer Online Battle Arena (MOBA) ini telah meraih popularitas luar biasa dan menjadi konteks yang kaya untuk mengkaji dinamika emosional serta psikologis dari basis pemainnya. Analisis sentimen yang diungkapkan oleh pemain dapat memberikan wawasan tentang pengalaman mereka, motivasi, dan interaksi sosial yang mencirikan lingkungan permainan ini. Analisis ini sangat penting bagi pengembang dan pemasar game karena memberikan wawasan tentang kepuasan pengguna, keterlibatan, dan area yang berpotensi untuk diperbaiki.

Penelitian menunjukkan bahwa perilaku toksik merupakan masalah umum dalam permainan daring, termasuk HOK, di mana pemain sering mengalami dan kadang-kadang ikut serta dalam interaksi negatif. Liu dan Agur mengungkapkan bahwa sebagian besar pemain melaporkan mengalami perilaku toksik, dengan banyak dari mereka juga mengakui pernah melakukannya [1]. Perilaku toksik ini tidak hanya mempengaruhi pengalaman individu tetapi juga menciptakan budaya agresi yang lebih luas dalam permainan, yang dapat dianalisis melalui teknik analisis sentimen.

Selain itu, implikasi psikologis dari bermain game, terutama selama masa-masa penuh tekanan seperti pandemi COVID-19, telah dieksplorasi dalam konteks HOK. Wang dkk. menemukan bahwa faktor seperti kecemasan, depresi, dan ketakutan akan ketinggalan (*fear of missing out* atau FoMO) secara signifikan mempengaruhi perilaku bermain, yang mengarah pada peningkatan keterlibatan dan pola permainan yang berpotensi bermasalah [2]. Hubungan ini menyoroti pentingnya analisis sentimen dalam memahami bagaimana keadaan emosional dapat mendorong interaksi pemain dan sentimen dalam permainan. Selain aspek negatif dari interaksi pemain, analisis sentimen juga dapat mengungkapkan sentimen positif yang terkait dengan pengalaman bermain game. Misalnya, pemain sering mencari pelampiasan emosional dan hiburan melalui game seperti HOK, seperti yang dicatat oleh Shou yang membahas motivasi psikologis di balik bahasa agresif yang digunakan dalam game [3]. Dualitas sentimen ini dimana pemain mengalami emosi positif dan negatif—menyoroti kompleksitas interaksi pemain dan kebutuhan pendekatan analisis sentimen yang lebih mendalam.

## 2 Tinjauan Literatur

Kemajuan dalam pembelajaran mesin dan pemrosesan bahasa alami (Natural Language Processing atau NLP) telah memungkinkan metodologi analisis sentimen yang lebih canggih untuk diterapkan pada ulasan game dan umpan balik pemain. Teknik seperti analisis sentimen berbasis aspek memungkinkan peneliti untuk membedah sentimen pemain terkait fitur game tertentu, meningkatkan pemahaman tentang preferensi pemain dan area yang perlu diperbaiki [4]. Kerangka analisis ini sangat bermanfaat bagi pengembang game yang ingin memperbaiki mekanisme permainan dan meningkatkan kepuasan pemain. Berikut literatur review yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 1. Literatur Review

No	Penulis	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian
1	(Kurmasih et al., 2024)	Analisis Sentimen Terhadap Opini Patriarki Menggunakan Metode Naive Bayes	Algoritma Naive bayes dengan tool rapidminer	Nilai akurasi sebesar 92,50%
2	(Yu et al., 2023)	Mining Insights From Esports Game Reviews With an Aspect-Based Sentiment Analysis Framework	Pemodelan topik menggunakan Latent Dirichlet Allocation (LDA), analisis sentimen berbasis aspek dengan model berbasis BERT	Model berbasis BERT dapat mendeteksi sentimen pemain terhadap berbagai topik dengan akurasi tinggi. Ini membantu memahami umpan balik pemain dan mengidentifikasi masalah yang mereka hadapi dan membantu operator game esports dapat meningkatkan layanan dan pengalaman bermain game secara keseluruhan

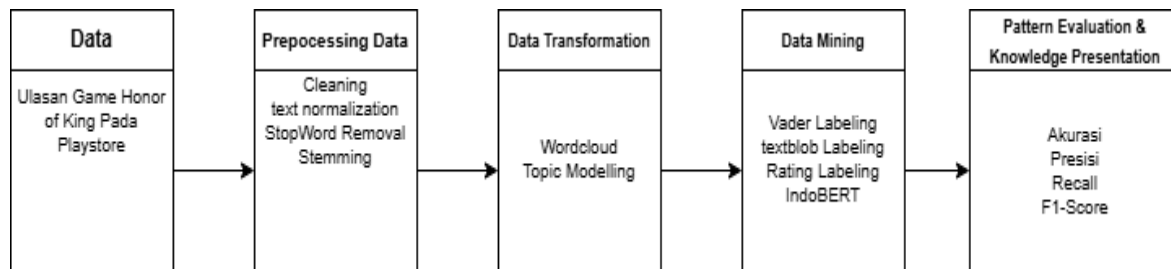
3	(Raffi et al., 2023)	Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Binar Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes	klasifikasi Naive Bayes Multinomial dan Bernoulli untuk melakukan analisis sentimen dengan tiga jenis pembagian data	Nilai akurasi tertinggi 93,06% dengan rasio split data 8 banding 2 antara data training dan testing.
4	(Karo et al., 2023)	Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Info BMKG di Google Play Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine	menganalisis ulasan pengguna terhadap aplikasi Info BMKG pada kolom review Google Play Store dengan pendekatan Text Mining dengan algoritma algoritma SVM	Data split 75:25 memiliki tingkat akurasi tertinggi sebanyak 79%.
5	(Firmansyah & Lestariningsih, 2024)	Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Smart Campus Unisbank di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naive Bayes	menggunakan nilai TF-IDF untuk menangkap kata-kata dalam ulasan dan klasifikasi Naive Bayes untuk menilai kinerja model	Akurasi Naive Bayes sebesar 84.6%
6	(Aji et al., 2022)	Analisis Sentiment Masyarakat Menggunakan Penggabungan Algoritma Naive Bayes Dan Particle Swarm Optimization	Algoritma Naive Bayes dengan Particle Swarm Optimization (PSO) untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen	Algoritma Naive Bayes dan Particle Swarm Optimization (PSO) dapat meningkatkan akurasi menjadi 80.00%
7	(Setiana et al., 2023)	Analisis Sentimen Pelaksanaan Kuliah Online Menggunakan Algoritma Support Vector Machine	algoritma Support Vector Machine dengan membagi kedalam 3 kelas yaitu positif, netral, dan negatif	akurasi algoritma SVM adalah 76.86%
8	(Arsi et al., 2023)	Analisis Sentimen Game Genshin Impact pada Play Store Menggunakan Naive Bayes Classifier	Metode yang digunakan TF-IDF (Term Frequency-Inversed Document Frequency) dan Multinomial Naive Bayes	Multinomial Naive Bayes dan TF-IDF menghasilkan akurasi yang baik yakni 87%.
9	(Sidiq et al., 2020)	Sentimen Analisis Komentar Toxic pada Grup Facebook Game Online Menggunakan Klasifikasi Naive Bayes	Metode menggunakan algoritma Naive Bayes dengan menggunakan seleksi fitur TF-IDF dan Information Gain	pengujian dengan rasio pembagian data 80:20 menggunakan TF-IDF menghasilkan nilai akurasi tertinggi berada di 75%, precision sebesar 63%, recall sebesar 67%, dan F-measure sebesar 64%.

Tabel 2. Lanjutan Literatur Review

No	Penulis	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian
10	(Abdillah et al., 2023)	Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Wety Untuk Peningkatan layanan Menggunakan Metode Support Vector Machine	Pembobotan dengan TF-IDF dan algoritma SVM	nilai akurasi tertinggi didapatkan sebesar 76% baik dengan rasio 80:20 maupun 90:10
11	(Faridhotun et al., 2023)	Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Wety Untuk Peningkatan Layanan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor	TF-IDF dan algoritma K Nearest Neighbor (KNN)	akurasi tertinggi didapatkan sebesar 70% dengan rasio 90:10.
12	(Soemedhy et al., 2022)	Analisis Komparasi Algoritma Machine Learning untuk Sentiment Analysis (Studi Kasus: Komentar YouTube "Kekerasan Seksual")	Metode SVM, Random Forest dan Naive Bayes	Hasil pelabelan dalam tiga kelas 83% Netral, 12,2% Positif dan 4,1% Negatif, dalam dua kelas 74,9% positif dan 25,1% Negatif sedangkan Algoritma Random Forest mencapai tingkat akurasi tertinggi 78%, mengungguli algoritma SVM dan Naive Bayes.
13	(Larasati et al., 2022)	Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dengan Metode Random Forest	Random Forest dan K-Fold Cross Validation	Dari 1354 ulasan positif sebanyak 577, netral 279 dan negatif 509. arameter terbaik dengan data yang diseimbangkan menjadi 250 data per kelasnya nilai yang didapatkan dari rasio data latih 80% dan data uji 20% yaitu precision 84%, recall 84%, F1-Score 84%, dan accuracy 84%.
14	(Hendriyanto et al., 2022)	Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MOLA Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine	SVM	Hasil ulasan positif sebanyak 312 dan 208 ulasan negatif dari 520 data yang diteliti. Sedangkan hasil SVM terbaik dengan rasio 90:10 dengan nilai akurasi 92,31%.
15	(Nurian, 2023)	Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Google Play Menggunakan Naive Bayes	TF-IDF dan Naive Bayes	Akurasi 85%, presisi 79%, recall 85%, dan f1-score 80%, data testing yang digunakan sebanyak 200 data atau 20% dari 3000 data
16	(Hartati et al., 2024)	Penerapan Algoritma Naive Bayes pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Whoosh – Kereta Cepat Di Google Play Store	TF-IDF dan Naive Bayes	Pengguna aplikasi Whoosh umumnya memberikan ulasan yang positif, hal ini tercermin dari nilai precision yang tinggi untuk kelas positif (90%).
17	(Astuti et al., 2024)	Analisis Data Sentimen Ulasan Aplikasi Dana di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes	Naive Bayes	Pada rasio split data 80:20 nilai akurasi sebesar 50.21%, dianggap sebagai rasio optimal
18	(Wartumi et al., 2024)	Analisis Data Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Shopee di Google Play Store dengan Klasifikasi Algoritma Naive Bayes	Naive Bayes	hasil klasifikasi berupa sentimen positif dan negatif dengan nilai akurasi terbesar 95,5% yang diperoleh pada rasio pembagian 80:20

### 3 Research Method

Metode yang digunakan pada penelitian ini menggunakan Knowledge Discovery in Database (KDD) [21] terdiri dari 5 tahapan dimulai dari data selection sampai dengan kesimpulan seperti pada gambar berikut.



Gambar 1. Knowledge Discovery Databases (KDD)

Berikut merupakan penjelasan dari tahapan-tahapan yang terdapat dalam KDD sesuai dengan Gambar 1.

#### 2.1. Data

Data diambil dengan menggunakan web scraping. Web scraping adalah teknik untuk mengekstrak data secara otomatis dari situs web, yang sangat berguna dalam analisis sentimen.

#### 2.2. Preprocessing Data

Preprocessing data untuk analisis teks melibatkan beberapa langkah penting. Pertama cleaning, kolom yang tidak relevan atau tidak dibutuhkan dihapus untuk memfokuskan pada data yang penting. Selanjutnya, teks dinormalisasi (text normalization) dengan mengganti kata-kata yang tidak konsisten atau bentuk yang berbeda menjadi bentuk standar. Proses selanjutnya adalah stopword removal, di mana kata-kata umum seperti "dan", "atau", yang tidak membawa makna signifikan dihilangkan. Terakhir, dilakukan stemming, yaitu mengubah kata ke bentuk dasarnya untuk mengurangi variasi kata dan meningkatkan konsistensi analisis. Semua langkah ini membantu memperbaiki kualitas data teks untuk analisis lebih lanjut.

#### 2.3. Data Transformation

Data transformation dengan WordCloud dan Topic Modeling membantu menganalisis teks secara efektif. WordCloud digunakan untuk memvisualisasikan kata-kata yang paling sering muncul dalam teks, memberikan gambaran cepat tentang kata kunci yang dominan. Sedangkan Topic Modeling, seperti LDA, mengidentifikasi topik-topik tersembunyi dalam kumpulan teks dengan mengelompokkan kata-kata yang sering muncul bersama. Kedua teknik ini membantu menggali wawasan dari data teks dengan cara yang mudah dipahami dan relevan.

#### 2.4. Data Mining

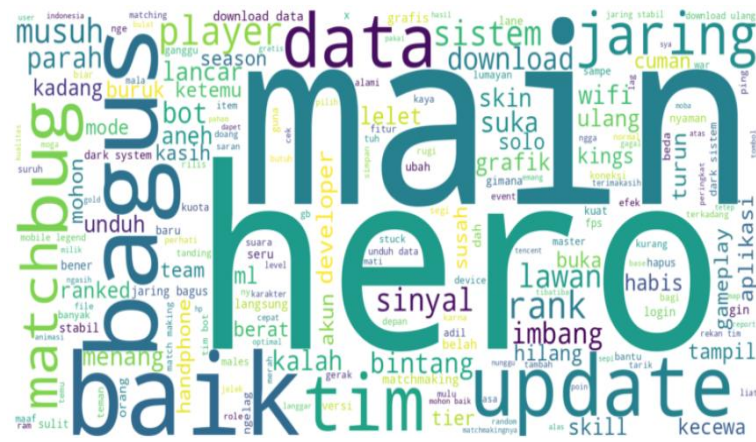
Data mining dengan labeling VADER, TextBlob, rating labeling, dan IndoBERT melibatkan analisis sentimen pada data teks menggunakan berbagai pendekatan. VADER dan TextBlob digunakan untuk memberikan skor sentimen pada teks, baik positif, negatif, atau netral, sementara rating labeling mengklasifikasikan teks berdasarkan nilai rating numerik. IndoBERT, model BERT yang dioptimalkan untuk bahasa Indonesia, memberikan analisis sentimen lebih akurat pada teks berbahasa Indonesia. Kombinasi teknik ini memungkinkan klasifikasi sentimen yang lebih lengkap dan efektif.

#### 2.5. Pattern evaluation & knowledge Presentation

Pemaparan hasil labeling dan evaluasi dilakukan menggunakan Akurasi (Accuracy), dengan menggunakan rating labeling sebagai truth label dengan random forest, SVM dan Naive Bayes.

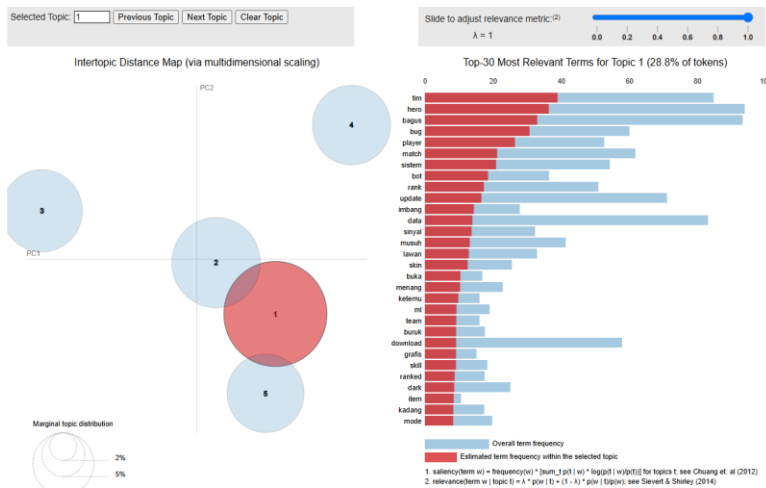
#### 4 Results and Analysis

Hasil visualisasi data menggunakan WordCloud dapat dilihat pada Gambar 2. Pada gambar tersebut, ukuran kata menggambarkan frekuensi kemunculan kata dalam ulasan, dimana semakin besar ukuran kata, semakin sering kata tersebut muncul dalam kumpulan data ulasan.



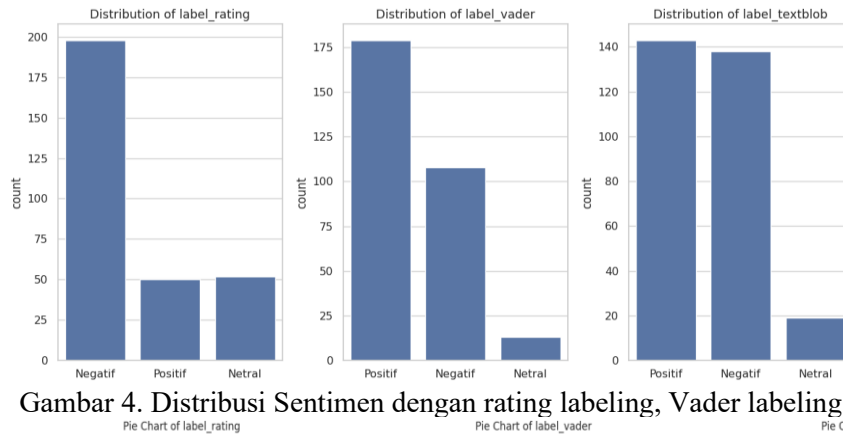
Gambar 2. WordCloud Ulasan HOK

Gambar 3 menunjukkan visualisasi hasil topic modeling, di mana himpunan topik yang saling terkait satu sama lain dapat terlihat secara jelas. Dalam visualisasi ini, terlihat bahwa topik-topik yang ada memiliki keterkaitan yang signifikan, dengan relevansi mencapai 28,8% dari keseluruhan data penelitian. Hubungan antara topik-topik tersebut menggambarkan pola-pola tertentu yang muncul dari data, dan dapat memberikan wawasan mendalam mengenai topik utama yang menjadi fokus dalam penelitian ini.

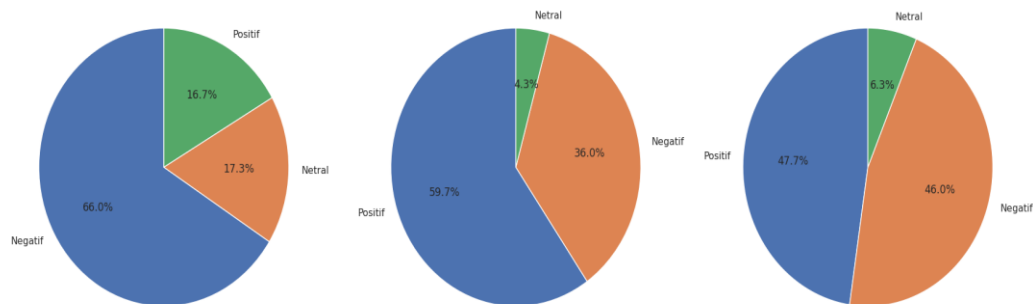


Gambar 3. Topic Modeling Ulasan HOK

Berdasarkan hasil labeling menggunakan rating labeling didapatkan hasil sebanyak 192 ulasan negatif atau sebesar 64,0%, 52 netral atau sebesar 17,3% dan 50 positif atau sebesar 16,7%. Labeling menggunakan Vader didapatkan hasil sebanyak 108 negatif atau sebesar 36%, 13 netral atau sebesar 4,3%, 197 positif atau sebesar 59,7%. Hasil labeling menggunakan TextBlob menghasilkan 138 negatif atau sebesar 46,0%, 19 netral atau sebesar 6,3% dan 143 positif atau sebesar 47,7% seperti Gambar 4 dan Gambar 5 berikut ini.

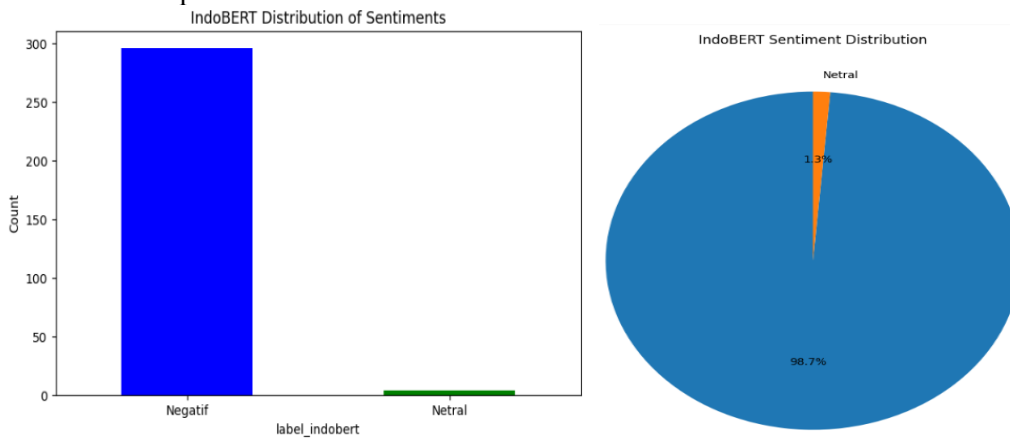


Gambar 4. Distribusi Sentimen dengan rating labeling, Vader labeling dan textblob Labeling



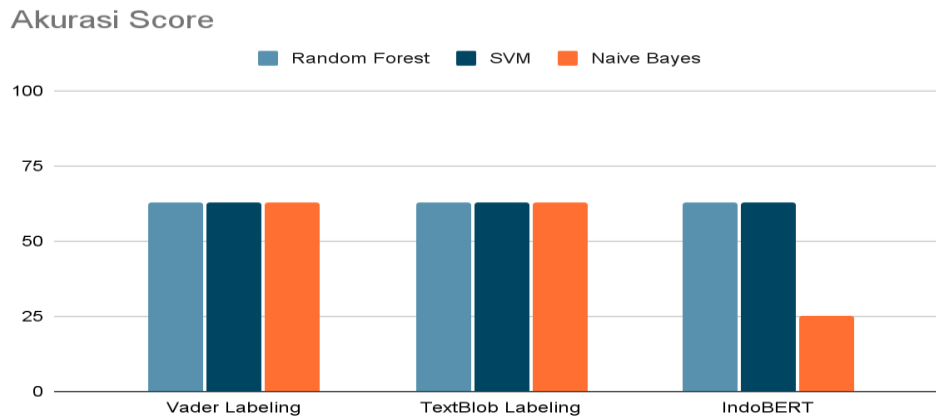
Gambar 5. Pie Chart Sentimen dengan rating labeling, Vader labeling dan textblob Labeling

Sedangkan labeling menggunakan IndoBert memberikan hasil yang berbeda dimana hasil sentimen negatif sebanyak 296 atau 98,7%, sentimen netral sebanyak 4 atau 1,3% dan sentimen positif sebanyak 0 atau 0% seperti Gambar 6.



Gambar 6. Distribusi Sentimen dengan IndoBERT

Berdasarkan hasil evaluasi dengan menggunakan rating labeling sebagai label kebenaran (ground truth), diperoleh hasil akurasi dengan menggunakan model Random Forest, SVM, dan Naive Bayes seperti yang tersaji di Gambar. 7.



Gambar 7. Evaluasi Model

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Random Forest dan SVM memiliki kinerja serupa, dengan akurasi mencapai 63% pada semua model labeling, yaitu IndoBERT, Vader, dan TextBlob. Namun, untuk model Naive Bayes, terdapat perbedaan signifikan; akurasi pada labeling IndoBERT hanya mencapai 25%, sementara model dengan Vader dan TextBlob masing-masing memperoleh akurasi 63%. Perbedaan kinerja ini kemungkinan disebabkan oleh karakteristik masing-masing model. Naive Bayes, yang bekerja berdasarkan asumsi independensi fitur, mungkin kesulitan menangani data teks kompleks seperti yang dihasilkan oleh model IndoBERT. Sebaliknya, Vader dan TextBlob, yang berbasis aturan dan kamus sederhana, lebih baik menangani sentimen eksplisit dalam teks dan memberikan hasil yang lebih konsisten. Faktor lain seperti kesesuaian antara rating dan ulasan pengguna juga mempengaruhi hasil ini, di mana model-model sederhana seperti Vader dan TextBlob lebih cocok menangkap hubungan langsung antara sentimen dalam ulasan dan rating.

## 5 Conclusion

Penelitian ini menganalisis sentimen ulasan Game Honor of Kings dengan menggunakan tiga teknik labeling: Vader, TextBlob, dan IndoBERT. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Random Forest dan SVM memiliki akurasi 63% pada ketiga teknik labeling, sedangkan Naive Bayes hanya mencapai 25% pada IndoBERT, meskipun tetap stabil di 63% untuk Vader dan TextBlob. Perbedaan ini disebabkan oleh kesulitan Naive Bayes dalam menangani data kompleks yang dihasilkan oleh IndoBERT, sementara Vader dan TextBlob yang berbasis aturan lebih efektif untuk data dengan sentimen yang jelas. Selain itu, kesesuaian antara rating dan ulasan mempengaruhi hasil, di mana model berbasis aturan lebih mampu menangkap konsistensi antara keduanya, sementara IndoBERT menghasilkan ketidaksesuaian yang menurunkan akurasi.

## Reference

- [1] Z. Liu, R. Guan, B. Fan dan et al, "Treatment of Alzheimer's disease by combination of acupuncture and Chinese medicine based on pathophysiological mechanism: A review," *Medicine*, vol. e32218, no. <https://doi.org/10.1097/md.00000000000032218>, p. 101(49), 2022 .
- [2] Y. Wang, B. Liu , L. Zhang dan P. Zhang, "Anxiety, Depression, and Stress Are Associated With Internet Gaming Disorder During COVID-19: Fear of Missing Out as a Mediator," *Front Psychiatry*, no. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2022.827519>, p. 13:827519, 2022.

- [3] S. Shou, "Psychology Behind Aggressive Language Used in Honor of Kings," *Communications in Humanities Research*, no. <https://doi.org/10.54254/2753-7064/7/20230883>, pp. 193-200, 2023.
- [4] Y. Yu, D.-T. Dinh, B.-H. Nguyen dan F. Yu, "Mining Insights From Esports Game Reviews With," *IEEE Access*, no. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3285864>, pp. 61161 - 61172, 2023.
- [5] M. Kurmasih, N. Rahaningsih, R. D. Dana dan N. D. Nuris, "ANALISIS SENTIMEN TERHADAP OPINI PATRIARKIMENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES," *JATI(Jurnal Mahasiswa TeknikInformatika)*, no. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i3.8798>, pp. 3095-3100, 2024.
- [6] M. Raffi, A. Suharso dan I. Maulana, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Binar Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Journal of Information Technology and Computer Science(INTECOMS)*, no. <https://doi.org/10.31539/intecom.v6i1.6117>, pp. 238-462, 2023.
- [7] D. R. Firmansyah dan E. Lestariningsih, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Smart CampusUnisbank di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, no. <https://lembagakita.org/journal/jtik/article/view/1882/1729>, pp. 498-507, 2024.
- [8] S. Aji, I. Maryani dan E. Muningsih, "Analisis Sentiment Masyarakat Menggunakan Penggabungan Algoritma Naive Bayes Dan Particle Swarm Optimization," *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, no. <https://doi.org/10.31294/ijcit.v7i2.14086>, pp. 119-126, 2022.
- [9] E. Setiana, Marwondo, V. R. Danestiara dan Wiyanudin, "ANALISIS SENTIMEN PELAKSANAAN KULIAH ONLINE MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE," *NUANSA INFORMATIKA*, no. <https://doi.org/10.25134/ilkom.v17i2.11>, pp. 66-70, 2023.
- [10] P. Arsi, P. Subarkah dan B. A. Kusuma, "Analisis Sentimen Game Genshin Impact pada Play Store Menggunakan Naïve Bayes Clasifier," *JURNAL ILMIAH TEKNIK MESIN, ELEKTRO DAN KOMPUTER (JURITEK)*, no. <https://doi.org/10.51903/juritek.v3i1.1962>, pp. 161-170, 2023.
- [11] R. P. Sidiq, B. A. Dermawa dan Y. Umidah, "Sentimen Analisis Komentar Toxic pada Grup Facebook Game Online Menggunakan Klasifikasi Naïve Bayes," *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, no. <https://doi.org/10.32493/informatika.v5i3.6571>, pp. 356-363, 2020.
- [12] R. Abdillah, E. Haerani dan R. M. Candra, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Wetv Untuk Peningkatan Layanan Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Journal of Information System Research (JOSH)*, no. <https://doi.org/10.47065/josh.v4i3.3353>, pp. 865-873, 2023.
- [13] N. Faridhotun, E. Haerani dan R. M. Candra, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi WeTV Untuk Peningkatan Layanan Menggunakan Metode K-Nearst Neighbor.," *Journal of Information System Research (JOSH)*, no. <https://doi.org/10.47065/josh.v4i3.3349>, pp. 855-864, 2023.

- [14] C. A. A. Soemedhy, N. Trivetisia, N. A. Winanti, D. P. Martiyaningsih, T. W. Utami dan S. Sudianto, “Analisis Komparasi Algoritma Machine Learning untuk Sentiment Analysis (Studi Kasus: Komentar YouTube “Kekerasan Seksual”),” *Jurnal Informatika: Jurnal pengembangan IT (JPIT)*, no. <https://doi.org/10.30591/jpit.v7i2.3547>, pp. 80-84, 2022.
- [15] F. A. Larasati, D. E. Ratnawati dan B. T. Hanggara, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dengan Metode Random Forest,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, no. <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/11562>, p. 4305–4313, 2022.
- [16] M. D. Hendriyanto, A. A. Ridha dan U. Enri, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mola Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, no. <https://doi.org/10.31539/intecom.v5i1.3708>, pp. 1-7, 2022.
- [17] A. Nurian, “ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES,” *ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES*, no. <http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v11i3%20s1.3348>, pp. 829-835, 2023.
- [18] T. Hartati, R. T. Sohadi, E. Tohidi dan E. Wahyudin, “Penerapan Algoritma Naive Bayes pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Whoosh –Kereta Cepat Di Google Play Store,” *Jurnal Informatikadan Rekayasa Perangkat Lunak*, no. <https://doi.org/10.36499/jinrpl.v6i1.10307>, pp. 244-249, 2024.
- [19] W. Astuti, R. Kurniawan dan Y. A. Wijaya, “Analisis Data Sentimen Ulasan Aplikasi Dana di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, no. <https://doi.org/10.36499/jinrpl.v6i1.10272>, pp. 158-163, 2024.
- [20] W. Wartumi, R. Kurniawan dan Y. A. Wijaya, “Analisis Data Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Shopee di Google Play Store dengan Klasifikasi Algoritma Naïve Bayes,” *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, no. <https://doi.org/10.36499/jinrpl.v6i1.10273>, pp. 164-170, 2024.
- [21] N. Desai, “Utilizing Knowledge Discovery in Databases (KDD) for Sentiment Analysis on App Reviews,” <https://medium.com/>, 24 September 2023. [Online]. Available: <https://medium.com/@neel26d/utilizing-knowledge-discovery-in-databases-kdd-for-sentiment-analysis-on-app-reviews-3ffa9e9953df>. [Diakses 13 januari 2025].