

Algoritme *Support Vector Machine* untuk Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan *Game Online Mobile Legends: Bang-Bang**

Mar Atul Aji Tyas Utami¹, Pika Silvianti^{1‡}, Mohammad Masjkur¹

¹Department of Statistics, IPB University, Indonesia

[‡]corresponding author: pikasilvianti@apps.ipb.ac.id

Copyright ©2023 Mar Atul Aji Tyas Utami, Pika Silvianti, Mohammad Masjkur. This is an open-access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract

The presence of the digital technology era is facilitated by an internet connection that is easily accessible and provides many features and entertainment, one of which is online games. Mobile Legends: Bang-Bang is a Multiplayer Online Battle Arena (MOBA)-type online game that has been popular since its launch in 2016. Currently, Mobile Legends: Bang-Bang is still the top free game on the Google Play Store. This popularity is inseparable from user reviews that provide different information and sentiment. This research will identify the sentiment of application user reviews based on aspects of gameplay, performance, visualization, and player. The classification method used in this study is the Support Vector Machine (SVM). The online game application Mobile Legends: Bang-Bang tends to have negative sentiment from aspects of gameplay, performance, and player. However, from the visualization aspect, they tend to have positive sentiment. The results of the evaluation of the model based on the value of accuracy, F1-score, and AUC, it was found that the gameplay, Performance, and Player aspects gave better classification results than the Visualization aspect.

Keywords: aspect based sentimen analysis, game online, mobile legends: bang-bang, SVM

* Received: Sep 2022; Reviewed: Dec 2022; Published: Jan 2023

1. Pendahuluan

Ilmu pengetahuan dan teknologi di era globalisasi berkembang sangat pesat dan semakin canggih. Kehadiran era teknologi digital dipermudah dengan adanya koneksi internet yang menyediakan berbagai fitur dan hiburan yang dapat dinikmati dalam kehidupan sehari-hari, salah satunya *game online*. *Game online* merupakan permainan yang dapat diakses secara online oleh banyak pemain menggunakan jaringan internet (Lebho et al. 2020). Mobile Legends: Bang-Bang merupakan *game online* berjenis Multiplayer Online Battle Arena (MOBA) yang dibuat dan dikembangkan oleh Moonton dari Shanghai, China yang diluncurkan pada tahun 2016. Google dalam aplikasi *store*-nya yaitu Google Play Store merupakan salah satu *platform* penyedia aplikasi Mobile Legends: Bang-Bang yang dapat diunduh secara gratis.

Menurut Fendy Tan, pengembang *game* Mobile Legends: Bang-Bang di Indonesia, di tahun 2017 telah diunduh sebanyak 35 juta kali dengan delapan juta pengguna aktif harian. Tahun 2018, sebanyak 43 juta pengguna aktif bulanan berada di Asia Tenggara dengan lima puluh persen jumlah tersebut merupakan pengguna Indonesia (Yogatama et al. 2019). Menurut data dari situs web Esports Chart, Indonesia menduduki *top-1 country* dengan Mobile Legends: Bang-Bang sebagai *game* yang populer dimainkan. Saat ini, Mobile Legends: Bang-Bang juga masih menjadi *top free games* di dalam Google Play Store.

Kepopuleran aplikasi Mobile Legends: Bang-Bang dapat dipengaruhi ulasan yang diberikan oleh penggunanya. Ulasan tersebut dapat menunjukkan kategori aspek di dalam *game* memiliki penilaian baik atau buruk dari pengguna. Ulasan perlu diekstrak terlebih dahulu agar didapatkan informasi mengenai opini pengguna terhadap aplikasi. Studi komputasi mengenai opini, sikap, dan emosi seseorang terhadap suatu entitas tersebut dapat dilakukan dengan analisis sentimen. Akan tetapi, informasi dalam sebuah ulasan dapat menyampaikan sentimen berbeda terhadap aspek yang berbeda sehingga diperlukan pendekatan sentimen berbasis aspek (Liu 2012).

Klasifikasi sentimen dilakukan dengan memperhatikan komponen aspek yang membangun *game*. Kategori aspek yang digunakan adalah aspek *gameplay*, performa, visualisasi, dan Player. Sentimen positif atau negatif pengguna *game online* Mobile Legends: Bang-Bang terhadap aplikasi dapat diketahui secara otomatis menggunakan bantuan machine learning dengan metode klasifikasi teks. Metode yang digunakan untuk menunjang klasifikasi dalam penelitian ini adalah *Support Vector Machine* (SVM). SVM merupakan classifier dengan keunggulan dapat mengolah data berdimensi tinggi tanpa mengalami penurunan performa yang signifikan. Kemampuan SVM tersebut cocok diterapkan pada data teks karena data teks cenderung memiliki dimensi yang besar (Purnamawan 2015).

SVM juga merupakan algoritme yang telah mendapatkan pengakuan luas dengan akurasi yang baik dalam klasifikasi. Penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan akurasi adalah oleh Iskandar dan Nataliani (2021) mengenai perbandingan Naïve Bayes, SVM, dan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk analisis sentimen gadget berbasis aspek, terbukti bahwa model klasifikasi SVM menunjukkan hasil terbaik dengan rata-rata akurasi sebesar 96,43%. Penelitian lainnya yang telah dilakukan oleh Ilmawan dan Mude (2020) terkait perbandingan metode klasifikasi SVM dan Naïve Bayes untuk analisis sentimen menghasilkan bahwa SVM Classifier memiliki nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan Naïve Bayes, yaitu sebesar 81,46%.

Oleh karena itu penelitian ini bertujuan mengidentifikasi sentimen ulasan pengguna aplikasi *game online* Mobile Legends: Bang-Bang di Google Play Store

berdasarkan aspek *gameplay*, performa, visualisasi, dan *player* menggunakan algoritme Support Vector Machine (SVM). Hasil klasifikasi sentimen berbasis aspek dalam penelitian ini dapat digunakan oleh pengguna untuk mengetahui kelebihan dan kekurangan dari aplikasi serta dapat dijadikan evaluasi keputusan peningkatan mutu oleh Moonton sebagai pengembang *game*.

2. Metodologi

2.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data ulasan berbahasa Indonesia pada aplikasi *game online* Mobile Legends: Bang-Bang. Data merupakan hasil scrapping pada situs web Google Play Store menggunakan bantuan Google Colab. Data ulasan hasil scrapping sebanyak 5000 ulasan dengan 2295 ulasan yang digunakan untuk analisis, yaitu pada periode Januari sampai Maret 2022. Alasan dipilihnya periode tersebut adalah data yang digunakan merupakan data terbaru di tahun 2022 sehingga masih selaras dengan pembaruan terakhir aplikasi Mobile Legends: Bang-Bang pada Desember 2021. Peubah yang diambil pada proses penarikan data dijelaskan pada Tabel 1.

Tabel 1 Rincian peubah hasil penarikan data

No	Nama peubah	Keterangan
1	<i>Content</i>	Isi ulasan
2	<i>Username</i>	Nama pengguna pemberi ulasan
3	<i>Score</i>	Rating yang diberikan pengguna
4	<i>At</i>	Waktu pembuatan ulasan

2.2 Prosedur Analisis Data

Analisis data dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python pada *Google Colab*. Tahapan analisis yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu:

1. Melakukan penarikan data secara *scrapping* dengan mengambil ulasan aplikasi *game online* Mobile Legends: Bang-Bang di Google Play Store. Data *scrapping* sebanyak 5000 ulasan yang diambil berdasarkan ulasan paling relevan.
2. Melakukan pemilahan data dengan menghapus ulasan pada periode tahun 2018 hingga 2021. Selain itu, terdapat ulasan yang bersifat *redundant* yang memberikan informasi yang persis sama sehingga ulasan tersebut hanya diambil salah satu.
3. Melakukan pelabelan data
Pelabelan data dilakukan menggunakan data hasil proses pemilahan dengan peubah yang diambil hanya *username* dan *content*. Pelabelan data dilakukan dengan mengkategorikan sentimen setiap ulasan berdasarkan aspek *gameplay*, performa, visualisasi, dan *player*. Setiap ulasan akan diberi label secara manual dengan tiga kriteria pelabelan, yaitu label 1 (sentimen positif), label -1 (sentimen negatif), dan label 0 (tidak mencakup aspek).
4. Melakukan *pre-processing*
 - a. *Cleaning* data, proses ini akan menghapus seluruh karakter lain selain huruf. Selanjutnya dilakukan penyeragaman bentuk huruf bentuk huruf kecil (*lowercase*).
 - b. Normalisasi kata, proses ini dilakukan untuk menyeragamkan format kata

yang memiliki makna sama tetapi dengan penulisan yang berbeda (tidak baku). Normalisasi kata diterapkan menggunakan kamus yang berasal dari penelitian Salsabila et al. (2018) yang berjudul “*Colloquial Indonesian Lexicon*”. Kamus tersebut telah dimodifikasi dan ditambahkan secara manual agar sesuai dengan topik penelitian penulis. Total kata tidak baku yang terdapat di dalam kamus sebanyak 5098 kata.

- c. *Tokenizing*, merupakan proses pemisahan struktur kalimat menjadi potongan kata atau token.
 - d. *Stopwords removal*, bertujuan untuk menghilangkan kata-kata yang tidak berpengaruh ke dalam proses klasifikasi. Penelitian ini menggunakan daftar kata dalam Bahasa Indonesia yang didefinisikan sebagai *stopwords* berasal dari gabungan modul Sastrawi dan *Natural Language Toolkit* (NLTK) pada bahasa pemrograman Python yang telah dimodifikasi oleh penulis.
 - e. *Stemming*, bertujuan untuk menguraikan bentuk suatu kata pada teks sehingga didapatkan kata dasarnya. Penelitian ini menggunakan modul Sastrawi sebagai acuan bentuk kata dasarnya.
5. Melakukan eksplorasi data terhadap data keseluruhan yaitu dengan melihat polaritas sentimen ulasan keseluruhan, eksplorasi data masing-masing aspek, dan pembentukan awan kata.
 6. Melakukan pembobotan pada masing-masing dataset aspek dengan menggunakan metode *Term Frequency – Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Rumus dari pembobotan TF-IDF sebagai berikut (Yogish et al. 2019):

$$TFIDF_{ab} = TF_{ab} \times IDF_a = \frac{freq_{ab}}{\max freq_{ab}} \times \left(1 + \log \frac{N}{df_a}\right) \quad (1)$$

dengan $TFIDF_{ab}$ adalah bobot dari *term a*, TF_{ab} adalah *Term Frequency a* pada dokumen *b*, IDF_a adalah *Inverse Document Frequency* pada *term a*, $freq_{ab}$ adalah banyaknya kemunculan *term a* dalam dokumen ke *b*, $\max freq_{ab}$ adalah banyaknya *term* pada dokumen *b*, N adalah banyaknya seluruh dokumen, df_a adalah banyaknya dokumen yang mengandung *term a*.

7. Melakukan pembagian data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan sebesar 80:20. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan ketidakseimbangan pada data *training*. Penanganan data tidak seimbang akan dilakukan penanganan menggunakan metode *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE). Pembangkitan data buatan dilakukan berdasarkan persamaan sebagai berikut (Umma et al. 2021):

$$A_{baru} = a + (a^* - a) \times rand[0,1] \quad (2)$$

dengan A_{baru} adalah data buatan hasil replikasi, a adalah data yang akan direplikasi, a^* adalah data yang memiliki jarak tetangga terdekat yang terpilih, $rand[0,1]$ adalah bilangan acak antara 0 sampai 1.

8. Melakukan pemodelan klasifikasi sentimen menggunakan SVM dan fungsi yang digunakan adalah fungsi *linear kernel* dengan parameter $C = 1$. Model klasifikasi dibangun menggunakan *package Support Vector Classification* (SVC) dari *library Scikit-Learn* berdasarkan data *training* pada masing-masing aspek. Rincian peubah data yang siap dilakukan pemodelan sebagai berikut:

Tabel 2 Peubah data pemodelan SVM

Peubah	Bentuk Data	Keterangan
X	$x_i \in R^d$	<i>Document term matrix</i> dari pembobotan TF-IDF
Y	$y_i \in \{-1, +1\}$	Label sentimen negatif (-1) dan positif (1)

dengan $i = 1, 2, \dots, n$; n adalah banyaknya dokumen ulasan, d adalah dimensi data (banyaknya *term* unik pada seluruh dokumen ulasan).

9. Melakukan evaluasi model untuk menghitung kinerja sistem klasifikasi yang telah dibangun. Pengujian model dilihat dari nilai akurasi dan *F1-score* berdasarkan perhitungan dari *confusion matrix* serta melihat dari nilai AUC.

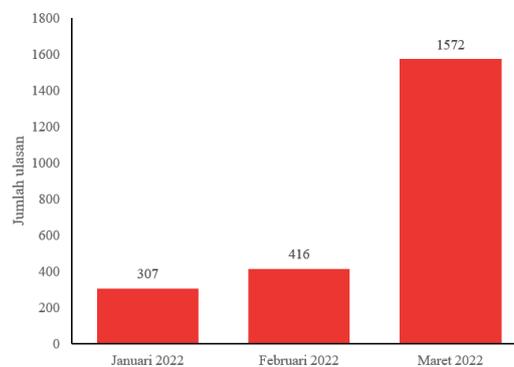
10. Menarik kesimpulan

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Eksplorasi Data

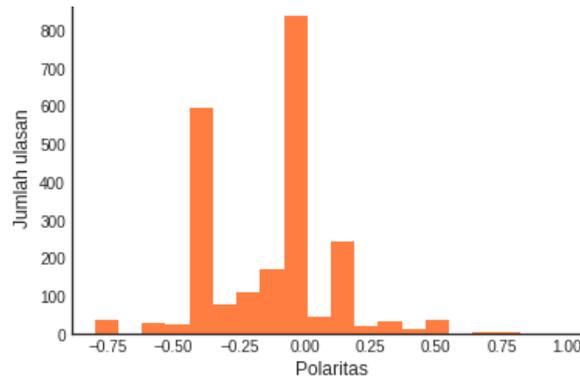
3.1.1 Eksplorasi Keseluruhan Data

Data hasil proses pemilahan sebanyak 2295 ulasan yang siap dilakukan tahap pelabelan data. Diagram batang digunakan untuk menunjukkan banyaknya ulasan yang digunakan pada periode Januari sampai Maret 2022. Gambar 1 menunjukkan bahwa ulasan yang paling banyak terambil pada saat penarikan data yaitu pada bulan Maret 2022 sebanyak 1572 ulasan. Jumlah ulasan pada bulan Februari 2022 sebanyak 416 ulasan, sedangkan pada bulan Januari memiliki jumlah yang paling sedikit yaitu sebanyak 307 ulasan.



Gambar 1 Diagram batang frekuensi ulasan per bulan

Ulasan yang disampaikan pengguna dapat dilihat seberapa positif atau negatif ulasan tersebut terhadap aplikasi. Nilai polaritas dapat digunakan untuk melihat sentimen ulasan tersebut di dalam data. Hasil nilai polaritas dapat memberikan informasi terkait kelas yang dapat dimasuki oleh setiap ulasan, yaitu $1 \geq$ nilai polaritas > 0 dikategorikan ke dalam sentimen positif, nilai polaritas $= 0$ dikategorikan netral, dan $0 >$ nilai polaritas ≥ -1 dikategorikan ke dalam sentimen negatif (Prasetyo dan Subagyo 2021). Polaritas sentimen pada ulasan keseluruhan dapat dilihat melalui histogram pada Gambar 2.



Gambar 2 Histogram polaritas sentimen keseluruhan ulasan

Hasil histogram polaritas sentimen pada Gambar 7 menunjukkan bahwa mayoritas ulasan memiliki rentang $0 > \text{nilai polaritas} \geq -0.50$. Hal tersebut menandakan bahwa data didominasi oleh ulasan negatif. Jumlah ulasan terbanyak yang menunjukkan sentimen negatif yaitu lebih dari 800 ulasan sedangkan jumlah ulasan terbanyak yang menunjukkan sentimen positif hanya sebanyak 250 ulasan. Ulasan dengan sentimen netral tidak ditemukan di dalam data karena tidak adanya ulasan yang memiliki nilai polaritas 0 di dalam histogram.

3.1.2 Eksplorasi Data masing-masing Aspek

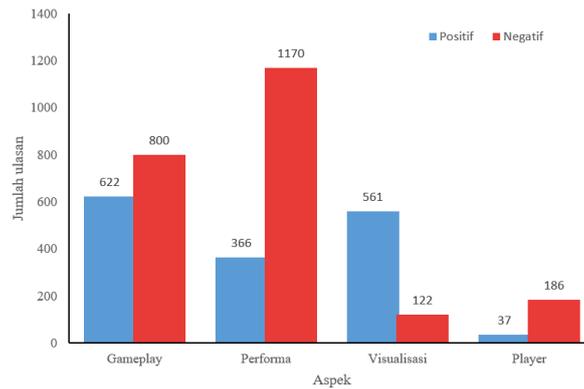
Proses pelabelan setiap ulasan yang telah dilakukan menghasilkan empat dataset berdasarkan masing-masing aspek.

Tabel 3 Banyaknya data hasil pelabelan

Aspek	Label		
	1	0	-1
<i>Gameplay</i>	622	873	800
<i>Performa</i>	366	759	1170
<i>Visualisasi</i>	561	1612	122
<i>Player</i>	37	2072	186

Ulasan dengan label 0 akan dihapus karena ulasan tersebut tidak mencakup pembahasan pada aspeknya. Total ulasan yang digunakan untuk analisis pada masing-masing aspek, yaitu sebanyak 1422 ulasan untuk aspek *gameplay*, 1536 ulasan untuk aspek *performa*, 683 ulasan untuk aspek *visualisasi*, dan 223 ulasan untuk aspek *player*. Total masing-masing aspek tersebut menunjukkan bahwa data didominasi oleh pengguna yang memberikan ulasan mengenai aspek *gameplay* dan *performa* pada aplikasi *game* Mobile Legends: Bang-Bang.

Sentimen ulasan masing-masing aspek berdasarkan data hasil pelabelan dapat dilihat pada Gambar 3. Sentimen terdiri dari dua kategori, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif.

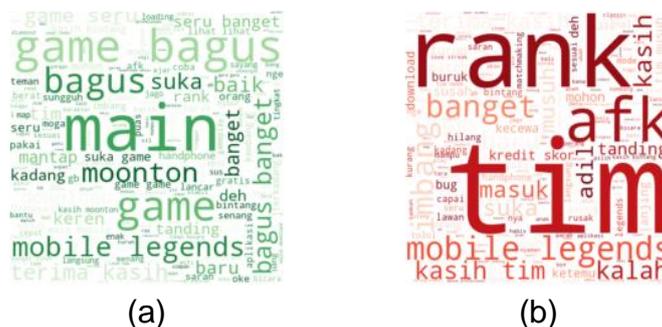


Gambar 3 Banyaknya masing-masing sentimen pada setiap aspek

Aspek *gameplay*, *performa*, dan *player* memiliki mayoritas ulasan dengan sentimen negatif. Banyaknya masing-masing ulasan tersebut berturut-turut sebanyak 800 ulasan (56.3%), 1169 ulasan (76.1%), dan 186 ulasan (83.4%). Hasil sentimen ketiga aspek tersebut menunjukkan bahwa pengguna aplikasi *game online* Mobile Legends: Bang-Bang cenderung menyatakan kontra atau ejekan terhadap aplikasi dari aspek *gameplay*, *performa*, dan *player*. Ketiga aspek tersebut di dalam aplikasi memiliki urgensi untuk segera diperbaiki dan ditingkatkan oleh pihak pengembang *game* Moonton. Akan tetapi, pada aspek visualisasi menunjukkan bahwa mayoritas ulasan memiliki sentimen positif yaitu sebanyak 561 ulasan (82.1%). Hal tersebut menunjukkan bahwa pengguna cenderung menyukai atau mengapresiasi *game* dari aspek visualisasinya.

3.1.3 Pembentukan Awan Kata

Pembentukan awan kata dilakukan agar dapat memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai kata-kata yang sering muncul di dalam data. Ukuran gambar teks dalam awan kata menyesuaikan dengan frekuensi kata di dalam datanya. Semakin besar kata yang terlihat menunjukkan bahwa kata tersebut semakin sering muncul atau semakin tinggi frekuensi kata tersebut muncul di dalam data (Pradana 2020). Awan kata yang dihasilkan dari data aspek *gameplay* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Awan kata untuk data aspek *gameplay* sentimen positif (a) dan sentimen negatif (b)

Tiga frekuensi terbanyak data aspek *gameplay* yang memiliki sentimen positif (a) adalah kata "game" sebanyak 671 kata, kata "bagus" sebanyak 499 kata, dan kata "main" sebanyak 355 kata. Kata-kata tersebut di dalam aspek *gameplay* dapat memberikan gambaran bahwa pengguna suka bermain *game* Mobile Legends: Bang-Bang. Tiga frekuensi terbanyak pada data yang memiliki sentimen negatif (b) adalah kata "tim" sebanyak 482 kata, kata "rank" sebanyak 157 kata, dan kata "afk" sebanyak 131 kata. Kata "afk" menunjukkan bahwa *gamer* meninggalkan meja

bermain ketika sedang *online*, hal tersebut umumnya mengganggu jalannya permainan. Kata “rank” umumnya menunjukkan mode tingkatan pangkat atau level yang bisa dimainkan berdasarkan jumlah jam terbang. Kata “tim” dapat diartikan sebagian besar pengguna merasa tidak nyaman terhadap tim sendiri ataupun tim lawan ketika bermain *game*. Awan kata yang dihasilkan dari data aspek performa dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Awan kata untuk data aspek performa sentimen positif (a) dan sentimen negatif (b)

Tiga frekuensi terbanyak pada data aspek performa yang memiliki sentimen positif (a) adalah kata “bagus” dalam data sebanyak 300 kata, kata “moonton” sebanyak 54 kata, dan kata “download” sebanyak 54 kata. Kata-kata tersebut dapat memberikan gambaran bahwa Moonton telah memberikan kinerja yang bagus sebagai pengembang *game* dalam pembentukan sistem yang ada di dalam *game*. Pengguna juga menyarankan untuk segera mengunduh aplikasi Mobile Legends: Bang-Bang. Tiga frekuensi terbanyak pada data yang memiliki sentimen negatif (b) adalah kata “jaringan” dalam data sebanyak 440 kata, kata “baru” sebanyak 367 kata, dan kata “lag” sebanyak 313 kata. Kata “jaringan” tersebut dapat memberikan gambaran bahwa pengguna terkendala terhadap jaringan saat memainkan *game*. Kata “lag” dapat memberikan gambaran bahwa sistem *game* seringkali melambat ketika permainan dimulai.

Awan kata yang dihasilkan dari data aspek visualisasi dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6 Awan kata untuk data aspek visualisasi sentimen positif (a) dan sentimen negatif (b)

Tiga frekuensi terbanyak pada data aspek visualisasi yang memiliki sentimen positif (a) adalah kata “bagus” dalam data sebanyak 483 kata, kata “suka” sebanyak 107 kata, dan kata “hero” sebanyak 75 kata. Kata-kata tersebut dapat memberikan gambaran bahwa pengguna menyukai *hero* atau karakter yang terdapat dalam *game* Mobile Legends: Bang-Bang dan menyatakan *hero* tersebut sudah bagus. Tiga frekuensi terbanyak pada data yang memiliki sentimen negative (b) adalah kata “skin” dalam data sebanyak 42 kata, kata “baru” sebanyak 32 kata, dan kata “pakai”

testing sebesar 80:20. Menurut Istiadi dan Rahman (2020) perbandingan 80:20 memberikan hasil kinerja terbaik pada metode *linear kernel* dibandingkan perbandingan lain seperti 60:40. Hasil pembagian dataset masing-masing aspek dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil pembagian data *training* dan data *testing* per aspek

Aspek	Sentimen	80% data <i>training</i>	Total data <i>training</i>	20% data <i>testing</i>	Total data <i>testing</i>
<i>Gameplay</i>	Positif	508	1137	114	285
	Negatif	629		171	
Performa	Positif	298	1228	68	308
	Negatif	930		240	
Visualisasi	Positif	448	546	113	137
	Negatif	98		24	
<i>Player</i>	Positif	29	178	37	45
	Negatif	149		8	

Hasil Tabel 4 menunjukkan kategori data *training* yang menjadi data minoritas adalah data dengan sentimen positif pada aspek performa dan *player* sedangkan data dengan sentimen negatif terdapat pada aspek visualisasi. Data pada aspek *gameplay* tidak dicurigai sebagai data tidak seimbang karena perbedaan jumlah ulasan pada kedua kelas sentimen tidak cukup besar. Data dikatakan tidak seimbang apabila suatu kelas data memiliki jumlah amatan yang jauh lebih sedikit dibandingkan kelas lainnya (Bunghumpornpat et al. 2012). Data hasil pembangkitan melalui SMOTE menghasilkan data pada kelas minoritas menjadi sama banyak dengan kelas mayoritas dengan proporsi akhir 50% pada masing-masing aspek. Presentase data sebelum dan sesudah dilakukan SMOTE dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Presentase data sebelum dan sesudah dilakukan SMOTE

Aspek	Kelas	80% data <i>training</i>	80% data <i>training</i> (SMOTE)	Data akhir
<i>Gameplay</i>	Positif	44,7%	-	508
	Negatif	55,3%	-	629
Performa	Positif	24,3%	50%	930
	Negatif	75,7%	50%	930
Visualisasi	Positif	82,1%	50%	448
	Negatif	17,9%	50%	448
<i>Player</i>	Positif	16,3%	50%	149
	Negatif	83,7%	50%	149

3.4 Pemodelan Klasifikasi

Pemodelan dilakukan pada masing-masing aspek menggunakan data *training* setelah proses SMOTE. Klasifikasi sentimen juga dilakukan dengan menyesuaikan model yang telah terbentuk sebelumnya yang selanjutnya digunakan fungsi *predict* untuk memprediksi label kelas sentimen. Setiap algoritme klasifikasi memiliki kesalahan dalam melakukan klasifikasi maupun prediksi. Nilai prediksi model tersebut dapat diketahui kesalahannya dalam klasifikasi melalui hasil *confusion matrix*. Data yang digunakan dalam proses ini merupakan data *testing* dari masing-

masing aspek.

Hasil prediksi klasifikasi sentimen pada aspek *gameplay* terlihat pada *confusion matrix* yang terdapat dalam Tabel 6. Nilai *confusion matrix* pada aspek *gameplay* didapatkan bahwa banyak data yang benar terklasifikasi sebagai ulasan positif sebanyak 84 ulasan. Data yang benar terklasifikasi sebagai ulasan negatif sebanyak 154 ulasan.

Tabel 6 *Confusion matrix* aspek *gameplay*

Kelas aktual	Kelas prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	84	30
Negatif	17	154

Hasil prediksi klasifikasi sentimen pada aspek performa terlihat pada *confusion matrix* yang terdapat dalam Tabel 7. Nilai *confusion matrix* pada aspek performa didapatkan bahwa banyak data yang benar terklasifikasi sebagai ulasan positif sebanyak 53 ulasan. Data yang benar terklasifikasi sebagai ulasan negatif sebanyak 230 ulasan.

Tabel 7 *Confusion matrix* aspek performa

Kelas aktual	Kelas prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	53	15
Negatif	10	230

Hasil prediksi klasifikasi sentimen pada aspek visualisasi terlihat pada *confusion matrix* yang terdapat dalam Tabel 8. Berdasarkan nilai *confusion matrix* pada aspek visualisasi didapatkan bahwa banyak data yang benar terklasifikasi sebagai ulasan positif sebanyak 108 ulasan. Data yang benar terklasifikasi sebagai ulasan negatif sebanyak 11 ulasan.

Tabel 8 *Confusion matrix* aspek visualisasi

Kelas aktual	Kelas prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	108	5
Negatif	13	11

Hasil prediksi klasifikasi sentimen pada aspek *player* terlihat pada *confusion matrix* yang terdapat dalam Tabel 9. Berdasarkan nilai *confusion matrix* pada aspek *player* didapatkan bahwa banyak data yang benar terklasifikasi sebagai ulasan positif sebanyak 6 ulasan. Data yang benar terklasifikasi sebagai ulasan negatif sebanyak 37 ulasan.

Tabel 9 *Confusion matrix* aspek *player*

Kelas aktual	Kelas prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	6	2
Negatif	0	37

3.5 Evaluasi Model

Proses evaluasi dilakukan untuk mengetahui evaluasi kinerja dari metode SVM dalam mengklasifikasikan sentimen pada masing-masing aspeknya. Berikut

adalah hasil performansi klasifikasi menggunakan metode SVM.

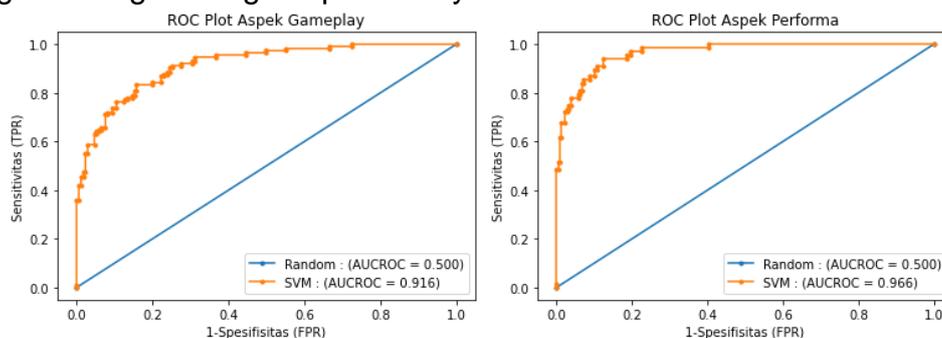
Tabel 10 Hasil performansi klasifikasi SVM

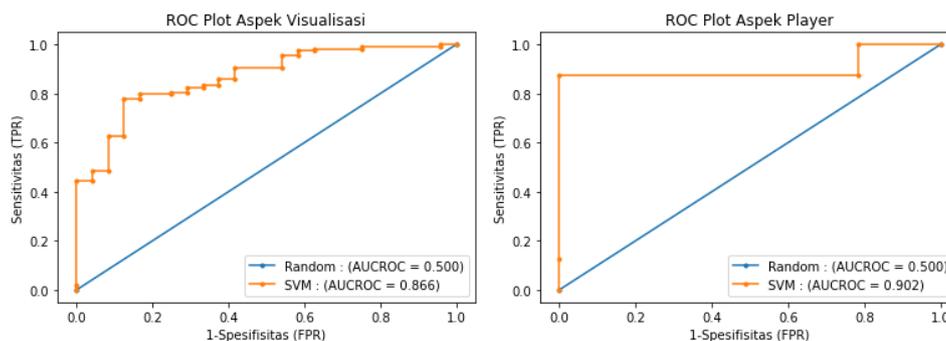
Aspek	Kelas	<i>F1-score</i>	<i>Macro average F1-score</i>	Akurasi
<i>Gameplay</i>	Positif	0,78	82%	84%
	Negatif	0,87		
Performa	Positif	0,81	88%	92%
	Negatif	0,95		
Visualisasi	Positif	0,92	74%	87%
	Negatif	0,55		
<i>Player</i>	Positif	0,86	92%	96%
	Negatif	0,97		

Hasil performansi tersebut diperoleh bahwa nilai akurasi masing-masing aspek di atas 80%. Akurasi menunjukkan ketepatan model dan fungsi yang digunakan terhadap klasifikasi yang dihasilkan dari data ulasan. Model mampu mengklasifikasi data uji dengan tepat sebesar 84% pada aspek *gameplay*, sebesar 92% pada aspek performa, sebesar 87% pada aspek visualisasi, dan sebesar 96% pada aspek *player*.

Nilai *F1-score* dapat dilihat pada masing-masing kelas sentimen setiap aspek sehingga untuk mengetahui nilai *F1-score* secara keseluruhan dapat dilihat pada nilai *macro average F1-score*. Aspek visualisasi memiliki nilai *macro average F1-score* yang paling rendah dibandingkan dengan ketiga aspek lainnya, yaitu sebesar 74%. Sementara itu aspek *gameplay*, performa, dan *player* memiliki nilai *macro average F1-score* di atas 80%. Secara keseluruhan hasil performansi tersebut menunjukkan bahwa pemodelan klasifikasi menggunakan SVM pada masing-masing aspek yang telah dilakukan sudah cukup baik.

Evaluasi model juga dilakukan dengan melihat nilai AUC. Nilai AUC didapatkan dari luas dibawah kurva ROC. Kurva ROC dan nilai AUC pada masing-masing aspek dapat dilihat pada Gambar 8. Aspek *gameplay* memiliki nilai AUC sebesar 0,916. Aspek performa memiliki nilai AUC sebesar 0,966. Aspek visualisasi memiliki nilai AUC sebesar 0,866. Aspek *player* memiliki nilai AUC sebesar 0,902. Menurut Gorunescu (2011) aspek *gameplay*, performa, dan *player* memiliki nilai AUC di atas 0,90 yang menunjukkan bahwa ketiga aspek tersebut memiliki tingkat klasifikasi sangat baik. Sementara itu, nilai AUC dari aspek visualisasi yaitu di atas 0.80 yang menunjukkan bahwa tingkat klasifikasi baik. Berdasarkan nilai AUC tersebut, aspek visualisasi memiliki tingkat klasifikasi yang paling rendah dibandingkan dengan ketiga aspek lainnya.





Gambar 8 Kurva ROC dan nilai AUC masing-masing aspek

4. Simpulan dan Saran

4.1 Simpulan

Analisis sentimen berbasis aspek pada aplikasi *game online* Mobile Legends: Bang-Bang cenderung memiliki sentimen negatif dari aspek *gameplay*, performa, dan *player*. Ketiga aspek tersebut menjadi urgensi untuk segera diperbaiki dan ditingkatkan kembali oleh pihak Moonton sebagai pengembang *game*. Sementara itu dari aspek visualisasi cenderung memiliki sentimen positif. Pengguna banyak memberikan ulasan positif mengenai ketertarikannya terhadap *hero* atau karakter yang terdapat di dalam *game* sehingga hal tersebut perlu dipertahankan. Algoritme SVM yang digunakan sebagai metode klasifikasi menunjukkan performa yang baik dalam mengklasifikasi setiap ulasan. Performansi hasil klasifikasi diukur berdasarkan nilai akurasi, *F1-score*, dan nilai AUC yang dihasilkan model. Aspek *gameplay*, performa, dan *player* memiliki tingkat klasifikasi yang lebih baik dibandingkan aspek visualisasi.

4.2 Saran

Saran yang ingin disampaikan yaitu dapat dicoba menggunakan data ulasan berbahasa Inggris dengan pengguna *game* berasal dari negara lain sehingga dapat ditemukan informasi yang menarik sebagai perbandingan dengan pengguna Indonesia. Pelabelan sentimen secara manual sebaiknya dilakukan oleh para ahli agar hasil klasifikasi dapat lebih akurat.

Daftar Pustaka

- Agustin RD. 2017. Kerangka analisis komponen konsep dan desain *game*. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*. 3(2):86-95.
- Amelia OD, Soleh AM, Rahardiantoro S. 2018. Pemodelan *support vector machine* data tidak seimbang keberhasilan studi mahasiswa magister IPB. *Xplore*. 2(1):33-40.
- Bunkhumpornpat C, K Sinapiromsaran, C Lursinsap. 2012. Dbsmote: density-based synthetic minority over-sampling technique. *Application Intelligence*. 36:664-684. doi: 10.1007/s10489-011-0287-y.
- Chawla NV, Bowyer KW, Hall LO, Kegelmeyer WP. 2002. SMOTE : Syntethic Minority Over-sampling Technique. *Journal of Artificial Intelligence Research*. 16(2002):321-357.

- Christianini N, Shawe-Taylor J. 2000. *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods*. Cambridge (UK): Cambridge University Press.
- Gultom OR, Prastawa H, Susanto N. 2017. Analisis aspek afektif pada *game online* dari sisi pengguna menggunakan *kansei engineering*. *Industrial Engineering Online Journal*. 6(4).
- Kecman V. 2005. *Support Vector Machines-an Introduction*. Vol.177: *Support Vector Machines: Theory and Applications*. Wang L, editor. Berlin: Springer.
- Hutami WP. 2021. Penerapan *support vector machine* dengan SMOTE untuk klasifikasi sentimen pemberitahuan omnibus law pada situs cnnindonesia.com [skripsi]. Bogor: IPB University.
- Ilmawan BL, Mude MA. 2020. Perbandingan metode klasifikasi *support vector machine* dan *naïve bayes* untuk analisis sentimen pada ulasan tekstual di google play store. *ILKOM Jurnal Ilmiah*. 12(2):154-161.
- Iskandar JW, Nataliani Y. 2021. Perbandingan *naïve bayes*, SVM, dan k-NN untuk analisis sentimen *gadget* berbasis aspek. *Jurnal Resti*. 5(6):1120-1126. doi: 10.29207/resti.v5i6.3588.
- Istiadi, Rahman AY. 2020. Optimasi parameter *support vector machine* berbasis algoritma genetika pada klasifikasi teks pengaduan masyarakat. Seminar Nasional Hasil Riset CIASTECH 2020; 2020 Desember 2; Malang, Indonesia. hlm:481-488.
- Joachims T. 1997. *Probabilistic Analysis of the Rocchio Algorithm with TFIDF for Text Categorization*. Tennessee (US): Morgan Kaufmann Publishers.
- Lebho MA, Lerik MDC, Wijaya RPC, Littik SKA. 2020. Perilaku kecanduan *game online* ditinjau dari kesepian dan kebutuhan berafiliasi pada remaja. *Journal of Health and Behavioral Science*. 2(2):202-212.
- Liu B. 2012. *Sentimen Analysis and Opinion Mining*. Morgan & Claypool Publisher.
- Mattjik AA, Sumertajaya IM. 2011. *Sidik Peubah Ganda dengan menggunakan SAS*. Bogor(ID): IPB Press.
- Pradana MG. 2020. Penggunaan fitur *wordcloud* dan *document term matrix* dalam *text mining*. *Jurnal Ilmiah Informatika*. 8(1):2337-8379.
- Parapat IM, Furqon MT, Sutrisno. 2018. Penerapan metode *support vector machine* (svm) pada klasifikasi penyimpangan tumbuh kembang anak. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 2(10):3163-3169.
- Prasetyo E. 2014. *Data Mining Mengolah Data menjadi Informasi menggunakan Matlab*. Yogyakarta (ID): Andi Publisher.
- Prasetyo BA, Subagyo. 2021. Analisis sentimen pengguna twitter untuk teks berbahasa Indonesia terhadap penyedia layanan home fix broadband. Seminar Nasional Teknik Industri Universitas Gadjah Mada; 2021 September 23; Yogyakarta, Indonesia. hlm:18-23.
- Purnamawan IK. 2015. *Support vector machine* pada information retrieval. *JPTK UNDIKSHA*. 12(2):173-180.
- Septian JA, Fahrudin TM, Nugroho A. 2019. Analisis sentimen pengguna twitter terhadap polemik persepakbolaan indonesia menggunakan pembobotan TF-IDF

- dan *k*-nearest neighbor. *Journal of Intelligent Systems and Computation*. 1(1):43-49.
- Umma NF, Warsito B, Maruddin DAI. 2021. Klasifikasi status kemiskinan rumah tangga dengan algoritma C5.0 di kabupaten pemalang. *Jurnal Gaussian*. 10(2):221-229.
- Yogatama IKS, Kharisma AP, Fanani L. 2019. Analisis faktor-faktor yang memengaruhi minat pemain dalam permainan MOBA (studi kasus: mobile legends: bang-bang!). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 3(3):2558-2566.
- Yogisth D, Manjunath TN, Hegadi RS. 2019. Variants of term frequency and inverse document frequency of vector space model for effective document ranking in information retrieval. *IJTEE*. 8(7):414-421.