

ANALISIS *CLUSTERING* DENGAN METODE *K-MEANS* TERHADAP STATISTIK PERMAINAN *PRO-PLAYER VALORANT* PADA KOMPETISI *VALORANT CHAMPIONS 2022*

¹Muhammad Ilyas Muharizki, ²Dede Brahma Arianto, , S.kom, M.kom

¹*Universitas Pendidikan Indonesia*
muhammadilyasmuharizki@upi.edu

²*Universitas Islam Indonesia*
dede.brahma2@gmail.com

ABSTRAK

Valorant merupakan *video game* berjenis FPS (*First-Person Shooter*) yang dikembangkan oleh Riot Games dan sedang populer di kalangan para *gamer* saat ini. Pada tahun 2022, Riot Games mengadakan kompetisi *game* Valorant di Istanbul yang bernama *Valorant Champions*. Kompetisi tersebut merupakan kompetisi puncak yang hanya diikuti oleh 16 tim yang sudah lolos kualifikasi dua fase kompetisi sebelumnya yaitu *Valorant Challengers* dan *Valorant Masters*. Tim yang ikut serta pada *Valorant Champions* masing-masing minimal terdiri dari 5 pemain dan berasal dari negara yang berbeda-beda. Tentu hal tersebut akan memberikan tantangan yang lebih kepada para pemain karena tiap negara memiliki gaya bermain yang berbeda-beda. Oleh karena itu, penulis meneliti tentang analisis *clustering* pada pemain di kompetisi *Valorant Champions* untuk mengetahui pengelompokan pemain berdasarkan statistik mereka selama bermain dalam kompetisi tersebut. *Clustering* dilakukan dengan menggunakan *K-Means* karena prosesnya cukup sederhana dan cepat, lalu menggunakan *elbow method* dan *silhouette method* untuk menentukan jumlah *centroid* yang optimal.

Kata kunci: Analisis Clustering, K-Means, Valorant

ABSTRACT

Valorant is an FPS (First-Person Shooter) video game developed by Riot Games and currently popular among gamers. In 2022, Riot Games held a Valorant game competition in Istanbul called Valorant Champions. This competition is the peak competition where only 16 teams have qualified for the previous two competition phases, Valorant Challengers and Valorant Masters. The teams participating in Valorant Champions each consist of at least 5 players and come from different countries. Of course this will provide more challenges to the players because each country has a different playing style. Therefore, the writer examines the clustering analysis on players in the Valorant Champions competition to find out the grouping of players based on their statistics while playing in the competition. Clustering will be processed using K-Means because the process is simple and quick, then using the elbow method and silhouette method to determine the optimal number of centroids.

Keywords: Clustering Analysis, K-Means, Valorant

I. PENDAHULUAN

Game online merupakan salah satu hal yang cukup populer di dunia. Contoh game online yang sedang populer di kalangan para *gamer* saat ini adalah Valorant. Valorant merupakan game berjenis FPS (*First-Person Shooter*) 5 lawan 5 yang

dikembangkan oleh Riot Games dan dimainkan secara *online* oleh pemain-pemain dari berbagai belahan dunia (Herdiansyah, F. & Napitupulu, T.A. : 2023).

Pada tahun 2022, Riot Games mengadakan tournament bernama *Valorant Champions Tour (VCT)* yang terdiri dari tiga fase, yaitu

Challengers, Masters, dan Champions. Valorant Champions 2022 merupakan kompetisi puncak dari VCT yang dilaksanakan di Istanbul dengan 16 tim yang lolos babak *Challengers* dan *Masters* dari seluruh dunia.

Dalam permasalahan ini, data statistik pemain pada kompetisi *Valorant Champions 2022* akan dilakukan *clustering* untuk melihat kelompok pemain berdasarkan statistik yang mereka peroleh selama bermain di *Valorant Champions 2022*.

Data statistik yang dilakukan *clustering* merupakan data-data yang memengaruhi performa pemain, diantaranya jumlah *kill* dan jumlah *death* dalam ronde yang dimainkan (Lample, G. & Chaplot, D.S. : 2017). Jumlah *kill* ialah jumlah *player* membunuh *player* lain, sedangkan jumlah *death* ialah jumlah *player* terbunuh oleh *player* lain. Dengan demikian, performa *player* dapat dilihat dari rasio *kill* dan *death* (K/D) dalam total ronde yang dimainkan (Wibowo, T dan Renando R, : 2023)

II. STUDI PUSTAKA

A. Clustering

Clustering (klasterisasi) merupakan proses pengelompokan data dalam dunia data analisis. *Clustering* dilakukan dengan cara mempartisi satu set objek menjadi beberapa bagian (Triyansyah, Deni dan Devi Fitriana : 2018). Setiap objek yang dipartisi akan dikelompokkan ke dalam beberapa *cluster* yang memiliki kemiripan karakteristik satu sama lain. Dengan demikian, *clustering* berguna untuk menemukan suatu kelompok yang tidak dikenal dalam sebuah set data (Irwansyah, Edy: 2017).

Achmad Bahauddin (2021) mengatakan bahwa *clustering* dikelompokkan menjadi empat kategori, yaitu:

(i) Metode *Partitioning*

Metode *clustering* yang dilakukan dengan cara mencari *cluster* yang terpisah secara langsung dan relokasi

titik data secara iterative untuk memperbaiki kualitas *cluster* dari solusi awal.

(ii) Metode *Hirarkis*

Metode pengelompokan data yang dilakukan dengan cara menggabungkan *cluster-cluster* kecil menjadi *cluster* berukuran besar atau dilakukan sebaliknya dengan memecahkan *cluster* besar menjadi *cluster* kecil.

(iii) Metode *Density-Based*

Salah satu metode pengelompokan data dengan mengidentifikasi *cluster* dengan daerah-daerah yang memiliki titik data cukup banyak.

(iv) Metode *Grid-Based*

Metode yang digunakan untuk meningkatkan efisiensi dari hasil pengklasteran. Metode ini membagi ruang data menjadi sejumlah sel yang membentuk struktur grid.

B. K-Means

Menurut Ginay Ayomi (2019), K-Means merupakan metode pengelompokan data (*clustering*) yang dilakukan dengan membagi data ke dalam sejumlah kelompok atau himpunan dengan menggunakan jarak dan hanya bekerja pada *atribut numeric*. Algoritma K-Means dalam pengelompokan data, termasuk ke dalam jenis metode *clustering* berupa *partitioning clustering*. Metode tersebut dilakukan dengan memisahkan data ke-k daerah bagian yang terpisah. Oleh karena itu, setiap data harus masuk ke dalam suatu himpunan tertentu pada algoritma K-Means (Assiroj, P. dan Ahamd F. : 2017).

C. Clustering dengan menggunakan K-Means

Clustering menggunakan algoritma K-Means bertujuan untuk meminimalisasikan fungsi *objective* yang telah di set dalam proses *clustering* (Bryan Orleans dan Edi Purnomo Putra, 2022).

Dalam menerapkan algoritma K-Means, terdapat beberapa tahapan, di antaranya (Mirantika, Nita, dkk. : 2021) :

- a. Menentukan jumlah *cluster* dan *centroid* dari masing-masing *cluster* secara acak.
- b. Menggunakan rumus *Euclidean Distance* untuk menghitung jarak dari setiap data terhadap *centroid*.

$$dist(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \dots (1)$$
- c. Membentuk *cluster* dengan memanfaatkan hasil *euclidean distance* yang terdekat.
- d. Menghitung nilai rasio antara *bcv* dan *wcv* sebagai perbandingan untuk menghentikan iterasi.

$$rasio = \frac{bcv}{wcv} \dots \dots \dots (2)$$

Dengan keterangan:

- *bcv (between cluster variation)* : jarak antar *centroid* terpilih dengan rumus *euclidean distance*.
- *wcv (within cluster variation)* : jumlah kuadrat jarak terdekat setiap data.

$$wcv = \sum_{i=1}^j (\text{jarak terdekat setiap data } i)^2 \dots (3)$$

- e. Memanfaatkan rata-rata nilai dari setiap anggota *cluster* untuk mencari nilai dari setiap anggota *cluster*.
- f. Mengulangi langkah poin a hingga d hingga nilai rasio baru \leq nilai rasio lama.

D. Metode Elbow

Metode *elbow* merupakan metode perbandingan antara jumlah *cluster* yang membentuk suatu titik untuk mendapatkan suatu informasi. *Cluster* yang dipilih akan menjadi model data *cluster* terbaik (Sari, Rina Yuliana, dkk.). Secara numerik, analisis metode *elbow* dilakukan dengan membandingkan jumlah *cluster* menggunakan rumus *SSE* sebagai berikut.

$$SSE = \sum_{K=1}^K \sum_{x_i \in S_K} |x_i - C_k|^2 \dots \dots (4)$$

Dengan keterangan:

- $\square \square$: nilai atribut dari data ke- \square
- $\square \square$: nilai atribut titik pusat *Cluster* ke- \square

E. Metode Silhouette

Metode ini merupakan gabungan dari metode *cohesion* dan *separation*. *Silhouette Coefficient* digunakan untuk melihat kualitas dan kekuatan *cluster*, seberapa baik suatu objek ditempatkan dalam suatu *cluster* (Izzadin, Fata Mukhammad : 2020).

Dalam menggunakan metode *silhouette*, ada beberapa tahap yang dilakukan apabila dilihat dalam bentuk numerik, yaitu:

- 1) Menghitung rata-rata jarak dari suatu data dengan data lain dalam satu *cluster*.
- 2) Menghitung rata-rata jarak dari suatu data dengan data lain pada *cluster* berbeda, kemudian diambil nilai terkecilnya.
- 3) Dihitung nilai koefisien *silhouette*.

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Jenis Penelitian

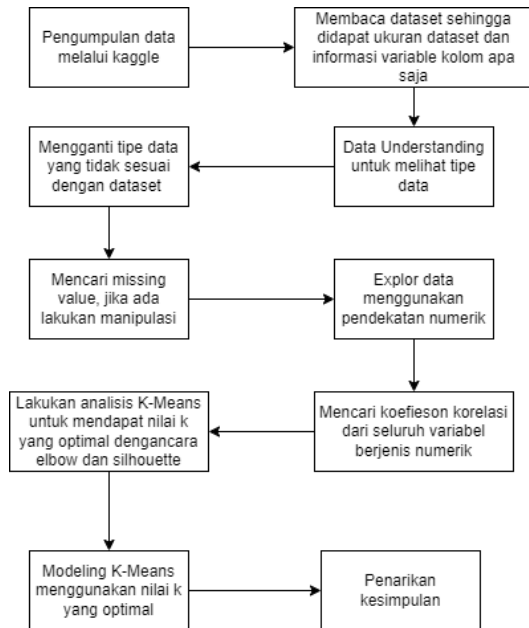
Jenis penelitian ini adalah penelitian kualitatif yang bersifat deskriptif dan dilakukan analisis. Dengan demikian, penelitian ini dapat memberikan informasi terkait kualitas data yang telah mengalami data preparation.

B. Sasaran Penelitian

Penelitian dilakukan pada *Pro-Player Valorant* yang mengikuti kompetisi *Valorant Champions 2022 Istanbul*.

C. Rancangan Penelitian

Adapun rancangan penelitian yang akan dilakukan dalam pengolahan dataset tersebut, seperti pada gambar berikut.



Gambar 3.1. Rancangan Penelitian Data Set

D. Teknik Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data sekunder dari data set yang diambil dari tautan berikut <https://www.kaggle.com/datasets/shihouinyoruichi/valorant-champions-2022-istanbul-stats>. Data set tersebut mencakup informasi berupa *player*, *team*, *nationally*, *kill*, *death*, *K/D*, *kast*, *Prize*, dsb.

E. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data yang digunakan dalam melakukan penelitian adalah grounded theory. Hal pertama yang dilakukan dalam teknik analisis data ini, yaitu memberikan pertanyaan umum terkait data yang dimiliki. Kemudian, sebagian data yang mewakili seluruh data tersebut akan dianalisis. Apabila telah selesai, akan dilakukan evaluasi pemeriksaan ekstensif, hipotesis atau pola umum yang muncul.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan dan Understanding Data

Dataset yang digunakan pada penelitian didapatkan dari situs kaggle yang tertera pada tautan berikut <https://www.kaggle.com/datasets/shihouinyoruichi/valorant-champions-2022-istanbul-stats>. Data tersebut merupakan

data statistik dari setiap pemain yang bermain pada Valorant Champions Istanbul.

Pada dataset terdapat beberapa atribut, seperti *Player*, *Team*, *Nationally*, *Kill*, *Death*, *K/D*, *Kast*, *Prize*, *Role*, *HS %*, *Rounds Played*, *Rounds Win*, *Rounds Lose*, dan *Rank*.

Code	Description
Player	Nama In-Game
Team	Nama team
Nationality	Negara asal
Kill	Jumlah kill selama kompetisi
Death	Jumlah mati selama kompetisi
K/D	Perbandingan Kill dan Death
KAST	Score Kill-Death-Assist-Survival Time
Prize	Hadiah yang diterima
Role	Peran dalam Game
HS %	Persentase menembak kepala
Rounds Played	Jumlah ronde yang dimainkan
Rounds Win	Jumlah ronde yang dimenangkan
Rounds Lose	Jumlah ronde yang kalah
Rank	Posisi tim di kompetisi

Gambar 4.1-a. Penjelasan Kolom Dataset

Dataset memiliki ukuran 14 x 40, yang mana terdiri dari 40 baris dan 14 kolom atribut. Dataset yang dipakai, dapat dikelompokkan menjadi dua jenis atribut, yaitu numerik dan nominal. Data numerik merupakan data yang menyimpan nilai numerik dalam bentuk angka, sedangkan data nominal merupakan jenis data yang memiliki nilai sebagai label.

Pada bagian data understanding, digunakan algoritma pemrograman berupa `df.info()`

Berdasarkan data yang diperoleh, dari 14 kolom, terdapat 8 atribut numerik dan 6 atribut nominal. Data tersebut dapat direpresentasikan seperti berikut.

```
Data columns (total 14 columns):
# Column Non-Null Count Dtype
---
0 Player 40 non-null object
1 Team 40 non-null object
2 Nationality 40 non-null object
3 Kill 40 non-null int64
4 Death 40 non-null int64
5 K/D 40 non-null float64
6 KAST 40 non-null object
7 Prize 40 non-null object
8 Role 40 non-null object
9 HS % 40 non-null float64
10 Rounds Played 40 non-null int64
11 Rounds Win 40 non-null int64
12 Rounds Lose 40 non-null int64
13 Rank 40 non-null object
dtypes: float64(2), int64(5), object(7)
```

Gambar 4.1-b. Atribut Dataset

Dari informasi di atas, diketahui bahwa dari seluruh data tersebut tidak ada variabel yang bernilai null. Bahkan ketika dicek missing value, data tersebut tidak mengandung missing value.

Namun, pada informasi di atas, ditemukan bahwa ada type yang tidak sesuai, yaitu pada variabel 'KAST' karena data tersebut memuat numerik dan dalam bentuk persen. Padahal pada variabel 'KAST' tertera tipe objek, sehingga variabel tersebut harus diubah menjadi tipe data float atau int. Penyesuaian tipe data ini dilakukan dengan menggunakan program seperti berikut.

```
df['KAST']=df['KAST'].str.rstrip("%").astype(int)
```

```
df.info()
```

Dengan demikian didapatkan hasil seperti di bawah ini dan data-datatersebut memiliki tipe data yang sesuai.

```
Data columns (total 14 columns):
# Column Non-Null Count Dtype
---
0 Player 40 non-null object
1 Team 40 non-null object
2 Nationality 40 non-null object
3 Kill 40 non-null int64
4 Death 40 non-null int64
5 K/D 40 non-null float64
6 KAST 40 non-null int64
7 Prize 40 non-null object
8 Role 40 non-null object
9 HS % 40 non-null float64
10 Rounds Played 40 non-null int64
11 Rounds Win 40 non-null int64
12 Rounds Lose 40 non-null int64
13 Rank 40 non-null object
dtypes: float64(2), int64(6), object(6)
```

Gambar 4.1-c. Atribut Dataset Setelah Dilakukan Proses Penggantian Tipe Data

B. Korelasi Antar Variabel

Sebelum mencari nilai korelasi antar variabel yang ada pada dataset, dilakukan pendekatan numerik dengan program berikut.

```
nums=[i for i in df.columns if df[i].dtypes != 'object']
```

```
df[nums].describe()
```

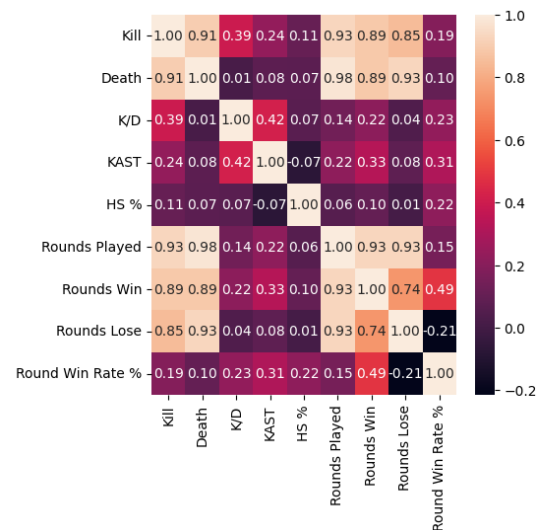
Hal ini dilakukan dengan tujuan untuk menampilkan data jenis numerik saja.

Dengan demikian, dapat dicari korelasi antar variabel yang ada pada dataset dengan menggunakan correlation multivariabel. Cara korelasi ini dapat direpresentasikan pada kode program di bawah ini.

```
plt.figure(figsize=(5, 5))
```

```
sns.heatmap(df.corr(), annot=True, fmt='.2f')
```

Dari proses tersebut didapatkan hasil korelasi sebagai berikut.



Gambar 4.2. Koefisien Korelasi Antar Variabel Pada Dataset

Dari Informasi tersebut, dapat dilihat bahwa korelasi *kill* dengan *round played* dan *death* dengan *round played* sangat tinggi. Hal tersebut menunjukkan bahwa pemain bisa mendapatkan berapa *kill* dan mati dalam jumlah ronde yang dimainkannya. Sehingga, dapat digunakan variabel K/D yaitu jumlah *kill* dibagi dengan jumlah mati dan variabel *round*

played yang digunakan sebagai penentu performa pemain dari segi *kill* dan *death*.

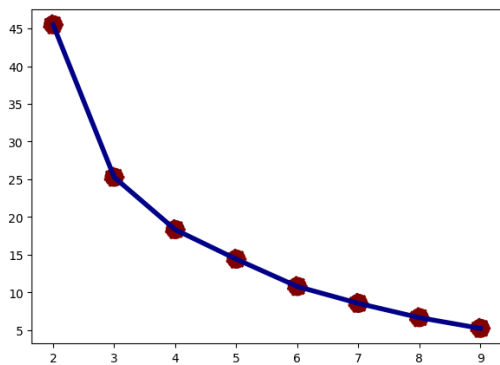
C. Analisis K-Means

Proses komputasi K-Means dilakukan pada variabel kolom K/D dan Rounds Played. Nilai k yang digunakan pada proses K-Means dimulai dari 2 hingga 10. Akan tetapi, sebelum dilakukannya clustering, variabel K/D yang awalnya bernilai persen, diubah menjadi desimal dengan cara berikut.

$$df['K/D'] = df['K/D'] * 100$$

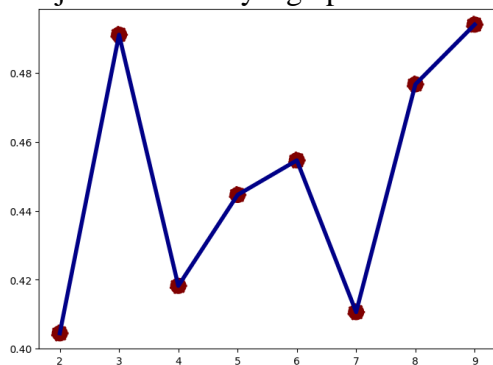
Hal ini dilakukan untuk mempermudah clustering.

Dalam analisis K-Means, digunakan elbow method untuk mengetahui evaluasi dari model dan menentukan nilai k yang optimal. Berdasarkan hasil analisis, didapatkan grafik elbow method seperti berikut.



Gambar 4.3-a. Grafik Elbow Method

Tak hanya elbow method yang digunakan, silhouette method pun digunakan untuk menunjukkan nilai k yang optimal.

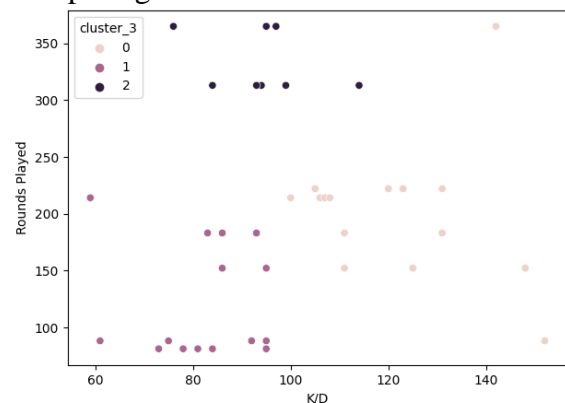


Gambar 4.3-a. Grafik Silhouette Method

Dari grafik elbow method (gambar 4.3-a) dan silhouette method (gambar 4.3-b) yang diperoleh menunjukkan bahwa nilai k yang optimal ialah $k = 3$. Hal tersebut pun ditunjukkan dari grafik yang menunjukkan titik $k = 3$ karena pada grafik elbow, siku lengan grafik berada pada $k = 3$ dan pada grafik silhouette method memiliki nilai $k = 3$ sebagai puncak pertama.

D. Proses Clustering dan Evaluasi

Berdasarkan hasil analisis K-Means yang telah dilakukan sebelumnya, didapat nilai $k = 3$. Oleh karena itu, dapat dilakukan modeling K-Means. Proses modeling K-Means ini menggunakan variabel K/D sebagai variabel x dan variabel Rounds Played sebagai variabel y. Plot yang dihasilkan dari proses ini dapat diperoleh seperti gambar di bawah ini.



Gambar 4.4. Modeling Clustering K-Means $k = 3$

Hasil modeling K-Means di atas menunjukkan bahwa, data pada cluster 0 berjumlah 16 data, data pada cluster 1 berjumlah 15 data, dan data pada cluster 2 berjumlah 9 data.

E. Interpretasi

Interpretasi dari proses clustering menggunakan K-Means pada dataset yang dimiliki dapat dituliskan secara rinci seperti data data di bawah ini.

1. Klaster 0

Didapatkan nama-nama pemain yang termasuk pada klaster 0. Berikut merupakan rincian dari data klaster 0 yang tertera pada gambar 4.5-a.

Player	Team	Nationality	Kill	Death	K/D	KAST	Prize	Role	HS %	Rounds Played	Rounds Win	Rounds Lose	Rank	Round Win Rate
0	Sacy	LOUD	Brazil	147	123	120.0	76	Initiator	25.50	222	155	67	1	69.81
1	saathak	LOUD	Argentina	150	143	105.0	76	Initiator	22.50	222	155	67	1	69.81
2	pAncasa	LOUD	Brazil	169	137	123.0	81	Controller	36.75	222	155	67	1	69.81
3	Less	LOUD	Brazil	176	134	131.0	73	Sentinel	26.50	222	155	67	1	69.81
4	aspas	LOUD	Brazil	166	108	105.0	71	Duelist	25.25	222	155	67	1	69.81
5	yay	OPFC	United States	334	236	142.0	71	Duelist	28.60	365	181	184	2	49.58
15	Zippah	FPX	Sweden	171	161	106.0	72	Duelist	25.75	214	118	96	4	55.14
16	adisa	FPX	Latvia	176	166	107.0	71	Sentinel	20.75	214	118	96	4	55.14
17	SUYGETSU	FPX	International	153	142	108.0	70	Controller	33.00	214	118	96	4	55.14
18	Sibao	FPX	International	130	130	100.0	79	Flex	29.75	214	118	96	4	55.14
20	AYRN	XSET	Canada	135	122	111.0	68	Flex	16.67	183	71	112	5.6	38.79
22	Cryocell	XSET	United States	156	119	131.0	68	Flex	26.25	183	71	112	5.6	38.79
23	Deke	FNC	France	147	99	148.0	69	Flex	30.33	152	79	73	5.6	51.97
24	Ench	FNC	France	93	84	111.0	77	Initiator	20.67	152	79	73	5.6	51.97
27	Altzer	FNC	Turkey	115	92	125.0	68	Flex	30.33	152	79	73	5.6	51.97
28	hNgg	LEV	Chile	82	84	102.0	75	Flex	27.00	88	35	53	7.8	39.77

Gambar 4.5-a. Data Pemain Kluster 0

2. Kluster 1

Didapatkan nama-nama pemain yang termasuk pada kluster 1. Berikut merupakan rincian dari data kluster 1 yang tertera pada gambar 4.5-b.

Player	Team	Nationality	Kill	Death	K/D	KAST	Prize	Role	HS %	Rounds Played	Rounds Win	Rounds Lose	Rank	Round Win Rate
19	ANGE1	FPX	Ukraine	99	168	59.0	60	Flex	29.00	214	118	96	4	55.14
21	BcJ	XSET	United States	119	128	93.0	73	Flex	15.00	183	71	112	5.6	38.79
23	depth	XSET	United Kingdom	107	129	83.0	72	Flex	27.00	183	71	112	5.6	38.79
24	zekken	XSET	United States	121	141	86.0	63	Flex	23.00	183	71	112	5.6	38.79
28	Boaster	FNC	United Kingdom	92	97	95.0	73	Controller	20.67	152	79	73	5.6	51.97
29	Misc	FNC	United Kingdom	85	99	86.0	79	Flex	24.67	152	79	73	5.6	51.97
30	Nivera	TL	Belgium	60	77	78.0	57	Flex	33.50	81	42	39	7.8	51.85
31	Jamppi	TL	Finland	61	75	81.0	64	Sentinel	29.00	81	42	39	7.8	51.85
32	Scoram	TL	Belgium	69	73	95.0	60	Duelist	27.00	81	42	39	7.8	51.85
33	dinaack	TL	Kazakhstan	74	73	67	67	Controller	38.50	81	42	39	7.8	51.85
34	Wooler	TL	United Kingdom	63	75	84.0	70	Initiator	33.50	81	42	39	7.8	51.85
36	adwinso	LEV	Chile	59	64	92.0	70	Initiator	22.50	88	35	53	7.8	39.77
37	Mehar	LEV	Chile	54	57	95.0	70	Initiator	27.00	88	35	53	7.8	39.77
38	Tacolla	LEV	Chile	51	68	75.0	63	Sentinel	24.00	88	35	53	7.8	39.77
39	Shy	LEV	Chile	39	64	61.0	71	Initiator	22.00	88	35	53	7.8	39.77

Gambar 4.5-b. Data Pemain Kluster 1

3. Kluster 2

Didapatkan nama-nama pemain yang termasuk pada kluster 2. Berikut merupakan rincian dari data kluster 2 yang tertera pada gambar 4.5-c..

Player	Team	Nationality	Kill	Death	K/D	KAST	Prize	Role	HS %	Rounds Played	Rounds Win	Rounds Lose	Rank	Round Win Rate
6	Marved	OPFC	Canada	240	232	95.0	73	Controller	30.8	365	181	184	2	49.589
7	Victor	OPFC	United States	247	254	97.0	69	Duelist	25.4	365	181	184	2	49.589
8	crashes	OPFC	United States	238	246	97.0	72	Initiator	26.6	365	181	184	2	49.589
9	FMS	OPFC	Canada	188	247	76.0	67	Sentinel	20.4	365	181	184	2	49.589
10	Mako	DRX	South Korea	224	197	114.0	77	Controller	31.2	313	145	168	3	46.325
11	BuZz	DRX	South Korea	235	237	99.0	66	Duelist	27.4	313	145	168	3	46.325
12	Zest	DRX	South Korea	205	218	94.0	70	Initiator	36.0	313	145	168	3	46.325
13	stax	DRX	South Korea	192	207	93.0	69	Initiator	38.9	313	145	168	3	46.325
14	R6	DRX	South Korea	192	228	84.0	69	Flex	25.8	313	145	168	3	46.325

Gambar 4.5-c. Data Pemain Kluster 2

V. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, diperoleh bahwa statistik dari setiap pemain berbeda-beda. Hal itu bisa ditunjukkan dari variabel K/D, KAST, dan Rounds Played. Salah satu faktor yang bisa mempresentasikan performa player dalam bermain game FPS (First-Person Shooter) adalah Kill dan Death yang diperoleh selama bertanding. Oleh karena itu, variabel yang digunakan dalam clustering adalah variabel K/D dan Rounds Played. Berdasarkan algoritma K-Means dengan menggunakan elbow method dan silhouette

method diperoleh bahwa clustering paling optimal adalah pada saat k = 3.

DAFTAR PUSTAKA

Irwansyah, Edi. (2017, Maret 9). *Clustering*. Diakses dari <https://socs.binus.ac.id/2017/03/09/clustering/>

Orleans, B. & Putra, E.P. (2022, Januari 31). *Clustering Algoritma (K-Means)*. Diakses dari <https://sis.binus.ac.id/2022/01/31/clustering-algoritma-k-means/>

Ayomi, Ginas. (2021, Desember 12). *Mengenal Metode K-Means dalam Pengelompokan Data*. Diakses dari <https://lab.adrk.ub.ac.id/id/mengenal-metode-k-means-dalam-pengelompokan-data/>

Herdiansyah, F. & Napitupulu, T.A. (2023). *The Impact of Social Influence Factors in Acceptance Rate of Valorant Game*. *Jurnal Cahaya Mandalika*.

Sari, R.Y., Oktavianto H., & Sulisty, H.W. (2022). *Algoritma K-Means dengan Metode Elbow untuk Mengelompokkan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Berdasarkan Komponen Pembentuk Indeks Pembangunan Manusia*. *Jurnal Smart Teknologi*.

Izzadin, F.M. (2020). *Optimasi Jumlah Cluster K-Means dengan Metode Elbow dan Silhouette pada Produktivitas Tanaman Pangan di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2018*. Skripsi: UII.

Triyansyah, D. & Fitriana, D. (2018). *Analisis Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Clustering untuk Menentukan Strategi Marketing*. *InComTech: Jurnal Telekomunikasi dan Komputer*.

Assiroj, P. & Fauzi, A. (2017). *Data Mining dengan Teknik Clustering Menggunakan Algoritma K-Means pada Data Transaksi Superstore*. *ResearchGate*.

Wibowo, T. & Renando, R. (2023). *Uji Keefektifan Aim Lab terhadap Akurasi Game FPS Diantara Pemain Valorant di Kota Batam*. *Jurnal Sistem Informasi dan Teknik Komputer*.

Lample, G. & Chaplot, D.S. (2017). *Playing FPS Games with Deep Reinforcement Learning*. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence.