



# Penggunaan Algoritma K-Means Clustering untuk Mengelompokkan Pemain Berdasarkan Gaya Bermain Pada *Battle Royale Call of Duty Mobile*

Mohd. Wildan Qasthari<sup>1</sup>, Rakhmat Kurniawan<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

<sup>2</sup> Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

\*Corresponding author

E-mail addresses: [mohdwildanqasthari@gmail.com](mailto:mohdwildanqasthari@gmail.com)

## ARTICLE INFO

### Article history:

Received August 01, 2024

Revised August 08, 2024

Accepted August 09, 2024

Available online August 10, 2024

### Kata Kunci:

Algoritma; K-Means Clustering; Gaya Bermain; Battle Royal

### Keywords:

Algorithm; K-Means Clustering; Playstyle; Battle Royale



This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license. Copyright © 2024 by Author. Published by Yayasan Sagita Akademia Maju.

## ABSTRAK

Penelitian ini fokus pada game Call of Duty Mobile karena kompleksitas dan popularitasnya. Tujuan utama penelitian adalah menginvestigasi pola permainan dan preferensi pemain untuk mengembangkan fitur game yang lebih adaptif. Metode Elbow digunakan untuk menentukan jumlah cluster optimal dalam proses clustering, menghasilkan tiga cluster: Rusher, Camper, dan Support Players. Hasil K-Means Clustering menunjukkan karakteristik sebagai berikut: Cluster 1 (Rusher) dengan gaya bermain agresif, rata-rata MVP = 217, Kill = 4223, Menang = 241, Damage = 1011,45, Akurasi = 20,99%; Cluster 2 (Camper) dengan gaya bermain pasif, rata-rata Kill = 4660, Menang = 119, Damage = 1229,51, Akurasi = 27,25%; Cluster 3 (Support Players) dengan fokus pada dukungan tim, rata-rata MVP = 206, Kill = 3541, Menang = 287, Damage = 1265,51, Akurasi = 13,59%. Kesimpulan menunjukkan pemain dapat dikelompokkan menjadi tiga klaster utama dengan karakteristik yang berbeda, yaitu Rusher, Camper, dan Support, yang membantu dalam pengembangan game yang lebih inovatif dan sesuai kebutuhan pasar.

## ABSTRACT

The Call of Duty Mobile game has become an important research focus due to its complex environment and widespread popularity among players. In facing the diverse game dynamics and evolving challenges, a deep understanding of players' playing styles is the key to developing more adaptive game features and enriching the overall user experience. The purpose of this study is to investigate the playing patterns and preferences of players in Call of Duty Mobile, which is essential to guide the development of more innovative games that meet the constantly changing market needs. The Elbow Method was applied to determine the optimal number of clusters in the clustering process, resulting in 3 Clusters. The application of K-Means Clustering revealed the characteristics of each cluster of Call of Duty players: Cluster 1 (Rusher) exhibits a highly aggressive and offensive playstyle, with an average MVP of 217, Kill of 4223, Wins of 241, Damage (RrD) of 1011.45, and Accuracy (RrA) of 20.99%. Cluster 2 (Camper) tends to play in a passive and defensive manner, with an average Kill of 4660, Wins of 119, Damage (RrD) of 1229.51, and Accuracy (RrA) of 27.25%. Cluster 3 (Support Players) focuses on team support, with an average MVP of 206, Kill of 3541, Wins of 287, Damage (RrD) of 1265.51, and Accuracy (RrA) of 13.59%. The conclusion from the application of the K-Means Clustering method shows that Call of Duty Mobile players can be grouped into three main clusters: Rusher, Camper, and Support, each with distinct playing characteristics. Cluster 1 (Rusher) consists of 326 players who tend to be more aggressive, with a high number of kills and MVPs, often engaging in battles and contributing significantly to the team. Cluster 2 (Camper) includes 361 players who are more defensive, with a high number of kills but lower MVPs, prioritizing survival and staying alive longer. Cluster 3 (Support) comprises 313 players who serve as balancers, assisting the team in various aspects with stable performance in terms of kills, wins, and accuracy.

## **1. PENDAHULUAN**

Penelitian ini didukung oleh relevansi tinggi dari game Call of Duty Mobile, pentingnya memahami dan mengoptimalkan gaya bermain, kebutuhan akan pendekatan ilmiah yang efektif, manfaat praktis bagi pemain dan pengembang, serta kontribusi baru dalam penelitian game. Penggunaan algoritma K-Means Clustering menawarkan cara ilmiah dan terstruktur untuk menganalisis data pemain, memberikan hasil yang dapat meningkatkan pengalaman bermain dan desain game secara keseluruhan (Mustofa, 2019).

Call Of Duty Mobile biasa disingkat (CODM) merupakan game Online yang termasuk dalam First Person Shooter yang biasa disebut FPS dengan mode Battle Royale yang dikembangkan oleh Tencent Games dan diaktifkan oleh Activision untuk Android dan juga iOS. CODM dirilis secara resmi pada 1 Oktober 2019. Untuk negara di bagian Eropa dan Amerika, permainan ini diluncurkan oleh Activision, untuk negara Tiongkok diluncurkan oleh Tencent Games, dan untuk di wilayah Asia didukung oleh Garena. Game Online ini menyuguhkan dua mode yaitu Multiplayer dan Battle Royale. Di mana Multiplayer terdiri dari 5 pemain dan mempertarungkan 2 Tim untuk mencari point terbanyak, dalam mode Multiplayer ini terdapat beberapa mode permainan seperti Hardpoint, Frontline, Search and Destroy, Bomb Mission, Team Deathmatch, dan sebagainya serta beberapa map kecil. Sedangkan Battle Royale terdiri dari 4 pemain dalam satu tim dan mempertarungkan beberapa tim untuk mencari siapa yang bisa bertahan hingga akhir dan menjadi juaranya (Fauzi & Sulistyowati, 2022).

Game Call of Duty Mobile menjadi fokus penelitian yang penting karena lingkungannya yang kompleks dan popularitas yang meluas di kalangan pemain. Dalam menghadapi dinamika permainan yang beragam dan tantangan yang berkembang, pemahaman yang mendalam tentang gaya bermain pemain menjadi kunci untuk mengembangkan fitur-fitur game yang lebih adaptif dan memperkaya pengalaman pengguna secara menyeluruh. Oleh karena itu, penelitian yang menginvestigasi pola permainan dan preferensi pemain dalam Call of Duty Mobile menjadi esensial untuk memandu pengembangan game yang lebih inovatif dan memenuhi kebutuhan pasar yang terus berubah (Amanda & Sitorus, 2021).

Gaya bermain pemain dalam game Call of Duty Mobile memiliki dampak yang signifikan terhadap pengalaman permainan secara keseluruhan. Pola permainan yang berbeda-beda tidak hanya memengaruhi hasil pertandingan, tetapi juga memengaruhi interaksi sosial antar pemain, tingkat keterlibatan, dan persepsi terhadap kualitas permainan. Selain itu, pemahaman mendalam tentang gaya bermain pemain juga dapat membuka peluang untuk mengembangkan strategi baru, mengidentifikasi tren yang muncul, dan memperbaiki keseimbangan permainan. Dengan demikian, pemahaman tentang dampak gaya bermain dalam Call of Duty Mobile dapat memberikan wawasan yang berharga bagi pengembang game dalam memperbaiki fitur-fitur permainan, meningkatkan retensi pemain, dan menciptakan pengalaman permainan yang lebih menarik dan dinamis (Sekar Setyaningtyas et al., 2022).

Penelitian ini akan mengadopsi pendekatan analisis data untuk memeriksa pola permainan dan gaya bermain pemain dalam game Call of Duty Mobile. Data akan

dikumpulkan dari platform game tersebut, termasuk informasi seperti statistik permainan, preferensi pengguna, dan interaksi dalam permainan. Penggunaan algoritma K-Means Clustering akan menjadi metodologi utama untuk mengelompokkan pemain berdasarkan pola permainan mereka. Selain itu, wawancara atau kuesioner dapat digunakan untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang preferensi dan motivasi pemain. Meskipun penelitian ini memiliki potensi untuk memberikan wawasan yang berharga tentang gaya bermain dalam game Call of Duty Mobile, ada beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Pertama, keterbatasan akses terhadap data permainan mungkin membatasi analisis dan generalisasi temuan. Selain itu, faktor-faktor seperti perbedaan dalam kemampuan teknis dan kebiasaan permainan pemain juga dapat memengaruhi hasil penelitian. Terakhir, dinamika perubahan dalam game dan tren permainan online juga dapat mempengaruhi validitas temuan dari waktu ke waktu (Khomarudin, 2016).

## **2. METODE**

Penelitian ini menggunakan 1000 responden yang akan dianalisis, responden yang dipilih merupakan para pemain CODM, sehingga data yang diperlukan pada penelitian ini akurat. Selanjutnya, pemilihan data literatur juga membantu dalam interpretasi penelitian ini. Dalam penelitian ini, prosedur pembentukan K-Means Clustering melibatkan beberapa langkah yang dapat dilakukan, antara lain:

- a) Menentukan jumlah cluster, yaitu  $k$ , yang ingin dibentuk.
- b) Menentukan  $k$  centroid (titik pusat cluster) awal secara acak. Kemudian, untuk menghitung centroid cluster ke- $i$  berikutnya, digunakan rumus sebagai berikut:  
$$D(ij) = \sqrt{((x1i - x1j)^2 + (x2i - x2j)^2 + \dots + (xki - xkj)^2)}$$

Keterangan:  
 $D(ij)$  = Jarak data ke- $i$  ke pusat cluster  $j$   
 $xki$  = Data ke- $i$  atribut data ke- $k$   
 $xkj$  = Titik Pusat ke- $j$  pada atribut ke- $k$
- c) Menghitung jarak setiap data ke masing-masing centroid dengan rumus:  
$$D(xi, yi) = \sqrt{((x1i - y1i)^2 + (x2i - y2i)^2 + \dots + (xni - yni)^2)}$$

Keterangan:  
 $xi$  = Objek pengamatan ke- $i$   
 $yi$  = Centroid ke- $i$   
 $n$  = Banyaknya atribut data
- d) Setiap data dipetakan ke centroid terdekatnya.  
Tentukan posisi centroid yang baru dengan menghitung nilai rata-rata dari data-data yang berada dalam cluster yang sama.
- e) Ulangi langkah 3 jika posisi centroid yang baru berbeda dari posisi centroid yang lama (Prasetiani & Rochmawati, 2022).

## **3. HASIL DAN PEMBAHASAN**

### **Penerapan K-Means Clustering**

Dalam menggunakan teknik pengelompokan data, langkah awal ialah menentukan sampel dataset yang akan digunakan. Sampel dataset yang digunakan sebanyak 10 data Pemain Call of Duty Mobile dan 5 atribut yaitu MVP, Kill, Menang, Rata-rata Damage (RrD), Rata-rata Akurasi (RrA). Dari 10 data Pemain Call of Duty Mobile ini akan dikelompokkan menjadi 3 Cluster yaitu Rusher (C1), Camper (C2), dan Support (C3) (Devila et al., 2022).

**Tabel 1.** Data Player Call of Duty Mobile

No	Username	MVP	Kill	Menang	RrD	RrA
1	OhMyWil	217	4223	241	1011.45	20.99
2	SateKacang	279	4642	207	996.46	20.10
3	JinxProAseng	192	4472	225	936.85	24.37
4	XeonPlays	114	4660	119	1229.51	27.25
5	BlastedX	206	3541	287	1265.51	13.59
6	TommyXD	171	4739	251	658.91	26.00
7	GhostWalker	288	3305	149	1110.23	21.05
8	Nobita007	120	3761	276	635.35	17.93
9	SniperPro	202	3975	278	1251.38	12.63
10	RifaiGamer	221	4362	195	1156.96	27.31

Setelah menentukan sampel dataset, maka perlu menentukan Centroids pusat awal secara random. Pada penelitian ini Centroids pusat awalnya menggunakan Centroids 1 yang diambil dari data ke 1. Centroids 2 yang diambil dari data ke 4. Centroids 3 yang diambil pada data ke 5 pada data tabel berikut ini.

**Tabel 2.** Centroids Awal

Centroids	MVP	Kill	Menang	RrD	RrA
C1	217	4223	241	1011.45	20.99
C2	114	4660	119	1229.51	27.25
C3	206	3541	287	1265.51	13.59

Setelah menentukan Centroids awal, lalu dilakukan perhitungan dengan rumus Euclidean Distance berikut:

$$D(ij) = \sqrt{((x_{1i} - x_{1j})^2 + (x_{2i} - x_{2j})^2 + \dots + (x_{ki} - x_{kj})^2)}$$

Iterasi 1:

1. Menghitung jarak Centroids terdekat pada Centroids 1 dengan nilai atribut (217, 4223, 241, 1011.45, 20.99):

$$- C1 = \sqrt{(217 - 217)^2 + (4223 - 4223)^2 + (241 - 241)^2 + (1011.45 - 1011.45)^2 + (20.99 - 20.99)^2} = 0$$

$$- C2 = \sqrt{(217 - 114)^2 + (4223 - 4660)^2 + (241 - 119)^2 + (1011.45 - 1229.51)^2 + (20.99 - 27.25)^2} = 513.79$$

$$- C3 = \sqrt{(217 - 206)^2 + (4223 - 3541)^2 + (241 - 287)^2 + (1011.45 - 1265.51)^2 + (20.99 - 13.59)^2} = 729.34$$

2. Menghitung jarak Centroids terdekat pada Centroids 2 dengan nilai atribut (114, 4660, 119, 1229.51, 27.25):

$$- C1 = \sqrt{(114 - 217)^2 + (4660 - 4223)^2 + (119 - 241)^2 + (1229.51 - 1011.45)^2 + (27.25 - 20.99)^2} = 513.82$$

$$- C2 = \sqrt{(114 - 114)^2 + (4660 - 4660)^2 + (119 - 119)^2 + (1229.51 - 1229.51)^2 + (27.25 - 27.25)^2} = 0$$

$$- C3 = \sqrt{(114 - 206)^2 + (4660 - 3541)^2 + (119 - 287)^2 + (1229.51 - 1265.51)^2 + (27.25 - 13.59)^2} = 1131.57$$

3. Menghitung jarak Centroids terdekat pada Centroids 3 dengan nilai atribut (206, 3541, 287, 1265.51, 13.59):

$$- C1 = \sqrt{(206 - 217)^2 + (3541 - 4223)^2 + (287 - 241)^2 + (1265.51 - 1011.45)^2 + (13.59 - 20.99)^2} = 729.36$$

$$- C2 = \sqrt{(206 - 114)^2 + (3541 - 4660)^2 + (287 - 119)^2 + (1265.51 - 1229.51)^2 + (13.59 - 27.25)^2} = 1131.70$$

$$- C3 = \sqrt{(206 - 206)^2 + (3541 - 3541)^2 + (287 - 287)^2 + (1265.51 - 1265.51)^2 + (13.59 - 13.59)^2} = 0$$

Dari perhitungan jarak Centroids terdekat di atas, maka diperoleh hasil perhitungan Iterasi 1 pada tabel berikut.

Tabel 3. Hasil Iterasi 1

<u>Username</u>	<u>MVP</u>	<u>Kill</u>	<u>Menang</u>	<u>RrD</u>	<u>RrA</u>	<u>C1</u>	<u>C2</u>	<u>C3</u>	<u>Jarak Terdekat</u>	<u>Cluster</u>
<u>OhMyWil</u>	217	4223	241	1011.45	20.99	0	513.86	729.36	0	1
<u>SateKacang</u>	279	4642	207	996.46	20.10	425.19	299.43	1138.58	299.43	2
<u>JinxProAseng</u>	192	4472	225	936.85	24.37	261.65	371.92	989.41	261.65	1
<u>XeonPlays</u>	114	4660	119	1229.51	27.25	513.86	0	1135.93	0	2
<u>BlastedX</u>	206	3541	287	1265.51	13.59	729.36	1135.93	0	0	3
<u>TommyXD</u>	171	4739	251	658.91	26.00	626.72	593.72	1343.82	593.72	2
<u>GhostWalker</u>	288	3305	149	1110.23	21.05	930.58	1371.67	325.01	325.01	3
<u>SniperPro</u>	202	3975	278	1251.38	12.63	347.47	709.18	434.34	347.47	1
<u>Nobita007</u>	120	3761	276	635.35	17.93	604.60	1089.04	673.08	604.60	1
<u>RifaiGamer</u>	221	4362	195	1156.96	27.31	206.56	333.61	833.49	206.56	1

Dengan dilakukannya perhitungan dengan menerapkan rumus Clustering, selanjutnya pengelompokkan berdasarkan jarak minimum ke Centroids yang paling dekat, yaitu:

Cluster Lama (0 0 0 0 0 0 0 0 0) Cluster Baru (1 2 1 2 3 2 3 1 1 1)

Terjadi perubahan pengelompokkan data yang kemudian akan dilanjutkan perhitungan iterasi berikutnya.

Iterasi 2 Menentukan Centroids baru berdasarkan nilai setiap atribut pada masing-masing cluster:

$$C1 = (190.4, 4158.66, 243, 998.398, 20.646) \quad C2 = (188, 4680.3, 192.3, 961.626, 24.45)$$

$$C3 = (247, 3423, 218, 1187.87, 17.32)$$

1. Menghitung jarak terdekat Centroids yang baru pada Centroids 1 dengan nilai atribut (217, 4223, 241, 1011.45, 20.99):  $C1 = \sqrt{(217 - 190.4)^2 + (4223 - 4158.66)^2 + (241 - 243)^2 + (1011.45 - 998.398)^2 + (20.99 - 20.646)^2} = 70.91$   $C2 = \sqrt{(217 - 188)^2 + (4223 - 4680.3)^2 + (241 - 192.3)^2 + (1011.45 - 961.626)^2 + (20.99 - 24.45)^2} = 463.52$   $C3 = \sqrt{(217 - 247)^2 + (4223 - 3423)^2 + (241 - 218)^2 + (1011.45 - 1187.87)^2 + (20.99 - 17.32)^2} = 820.10$
2. Menghitung jarak terdekat Centroids yang baru pada Centroids 2 dengan nilai atribut (114, 4660, 119, 1229.51, 27.25):  $C1 = \sqrt{(114 - 190.4)^2 + (4660 - 4158.66)^2 + (119 - 243)^2 + (1229.51 - 998.398)^2 + (27.25 - 20.646)^2} = 571.02$   $C2 = \sqrt{(114 - 188)^2 + (4660 - 4680.3)^2 + (119 - 192.3)^2 + (1229.51 - 961.626)^2 + (27.25 - 24.45)^2} = 288.16$   $C3 = \sqrt{(114 - 247)^2 + (4660 - 3423)^2 + (119 - 218)^2 + (1229.51 - 1187.87)^2 + (27.25 - 17.32)^2} = 1248.79$
3. Menghitung jarak terdekat Centroids yang baru pada Centroids 3 dengan nilai atribut (206, 3541, 287, 1265.51, 13.59):  $C1 = \sqrt{(206 - 190.4)^2 + (3541 - 4158.66)^2 + (287 - 243)^2 + (1265.51 - 998.398)^2 + (13.59 - 20.646)^2} = 674.54$   $C2 = \sqrt{(206 - 188)^2 + (3541 - 4680.3)^2 + (287 - 192.3)^2 + (1265.51 - 961.626)^2 + (13.59 - 24.45)^2} = 1183.14$   $C3 = \sqrt{(206 - 247)^2 + (3541 - 3423)^2 + (287 - 218)^2 + (1265.51 - 1187.87)^2 + (13.59 - 17.32)^2} = 162.5$

Dari perhitungan jarak Centroids terdekat di atas, maka diperoleh hasil perhitungan Iterasi 2 pada tabel berikut:

Tabel 3. Hasil Iterasi 2

Username	MVP	Kill	Menang	RrD	RrA	C1	C2	C3	Jarak Terdekat	Cluster
<a href="#">OhMyWil</a>	217	4223	241	1011,45	20,99	70,91821374	463,5273006	820,1015091	70,91821374	1
<a href="#">SateKacang</a>	279	4642	207	996,46	20,1	492,7733495	105,819843	1234,403304	105,819843	2
<a href="#">JinxProAseng</a>	192	4472	225	936,85	24,37	319,9189655	212,3670843	1080,062842	212,3670843	2
<a href="#">XeonPlays</a>	114	4660	119	1229,51	27,25	571,0265225	288,1606193	1248,796018	288,1606193	2
<a href="#">BlastedX</a>	206	3541	287	1265,51	13,59	674,5426063	1183,143796	162,505023	162,505023	3
<a href="#">TommyXD</a>	171	4739	251	658,91	26	672,744593	314,344299	1420,772686	314,344299	2
<a href="#">GhostWalker</a>	288	3305	149	1110,23	21,05	871,4937059	1387,628937	162,505023	162,505023	3
<a href="#">Nobita007</a>	120	3761	276	635,35	17,93	544,0056498	981,4768782	662,5826156	544,0056498	1
<a href="#">SniperPro</a>	202	3975	278	1251,38	12,63	314,8534081	767,5458263	560,7000234	314,8534081	1
<a href="#">RifaiGamer</a>	221	4362	195	1156,96	27,31	264,1935592	374,9606818	940,2027591	264,1935592	1

Dengan dilakukannya perhitungan dengan menerapkan rumus clustering, selanjutnya pengelompokkan berdasarkan jarak minimum ke Centroid yang paling dekat, yaitu:

Cluster Lama (1 2 1 2 3 2 3 1 1 1)

Cluster Baru (1 2 2 2 3 2 3 1 1 1)

Terjadi perubahan pengelompokkan data yang kemudian akan dilanjutkan perhitungan iterasi berikutnya.

Iterasi 3

Menentukan Centroids baru ke - 1 berdasarkan dengan nilai setiap atribut yang ada pada Cluster 1.

$$\begin{aligned} C1 &= \left( \frac{217+120+201+221}{4} \right) = 190 \\ &= \left( \frac{4223+3761+3975+4362}{4} \right) = 4080,25 \\ &= \left( \frac{241+276+278+195}{4} \right) = 247,5 \\ &= \left( \frac{1011,45+635,35+1251,38+1156,96}{4} \right) = 1013,785 \\ &= \left( \frac{20,99+17,93+12,63+27,31}{4} \right) = 19,715 \end{aligned}$$

$$C1 = (190, 4080,25, 247,5, 1013,785, 19,715)$$

Menentukan Centroids baru ke - 2 berdasarkan dengan nilai setiap atribut yang ada pada Cluster 2.

$$\begin{aligned} C2 &= \left( \frac{279+192+114+271}{4} \right) = 189 \\ &= \left( \frac{4642+4472+4660+4739}{4} \right) = 468,25 \\ &= \left( \frac{207+225+119+251}{4} \right) = 200,5 \\ &= \left( \frac{996,46+936,85+1229,51+658,91}{4} \right) = 955,4325, \\ &= \left( \frac{20,1+24,37+27,25+26}{4} \right) = 24,43 \end{aligned}$$

$$C2 = (189, 4628,25, 200,5, 955,4325, 24,43)$$

Menentukan Centroids baru ke - 3 berdasarkan dengan nilai setiap atribut yang ada pada Cluster 3

$$\begin{aligned} C3 &= \left( \frac{206+288}{2} \right) = 247 \\ &= \left( \frac{3541+3305}{2} \right) = 3423 \\ &= \left( \frac{287+149}{2} \right) = 218 \\ &= \left( \frac{1265,51+1110,23}{2} \right) = 1187,87 \\ &= \left( \frac{13,59+21,05}{2} \right) = 17,32 \end{aligned}$$

$$C3 = (247, 3423, 218, 1187,87, 17,32)$$

Adapun 3 Centroids baru yang akan di iterasikan kembali yaitu :

$$C1 = (190, 4080,25, 247,5, 1013,785, 19,715)$$

$$C2 = (189, 4628,25, 200,5, 955,4325, 24,43)$$

$$C3 = (247, 3423, 218, 1187,87, 17,32)$$

1. Menghitung jarak terdekat Centroids yang baru pada Centroids 1 dengan nilai atribut (217, 4223, 241, 1011,45, 20,99)

$$C1 = \sqrt{(217-190,4)^2 + (4223-4080,25)^2 + (241-247,5)^2 + (1011,45-1013,785)^2 + (20,99-19,75)^2} = 145,45$$

$$C2 = \sqrt{(217-189)^2 + (4223-4628,25)^2 + (241-200,5)^2 + (1011,45-955,4325)^2 + (20,99-24,43)^2} = 412,06$$

$$C3 = \sqrt{(217-247)^2 + (4223-3423)^2 + (241-218)^2 + (1011,45-1187,87)^2 + (20,99-17,32)^2} = 820,10$$

2. Menghitung jarak terdekat Centroids yang baru pada Centroids 2 dengan nilai atribut (114, 4660, 119, 1229,51, 27,25)

$$C1 = \sqrt{(114-190,4)^2 + (4660-4080,25)^2 + (119-247,5)^2 + (1229,51-1013,785)^2 + (27,25-19,75)^2} = 636,39$$

$$C2 = \sqrt{(114-189)^2 + (4660-4628,25)^2 + (119-200,5)^2 + (1229,51-955,4325)^2 + (27,25-24,43)^2} = 297,32$$

$$C3 = \sqrt{(114-247)^2 + (4660-3423)^2 + (119-218)^2 + (1229,51-1187,87)^2 + (27,25-17,32)^2} = 1248,79$$

3. Menghitung jarak terdekat Centroids yang baru pada Centroids 3 dengan nilai atribut ( 206, 3541, 287, 1265,51, 13,59 )

$$C1 = \sqrt{(206-190,4)^2 + (3541-41586,6)^2 + (287-243)^2 + (1265,51-998,398)^2 + (13,59-20,646)^2} = 596,66$$

$$C2 = \sqrt{(206-188)^2 + (3541-4680,3)^2 + (287-192,3)^2 + (1265,51-961,626)^2 + (13,59-24,45)^2} = 1134,08$$

$$C3 = \sqrt{(206-247)^2 + (3541-3423)^2 + (287-218)^2 + (1265,51-1187,87)^2 + (13,59-17,32)^2} = 162,50$$

Dari perhitungan jarak Centroids terdekat diatas maka diperoleh hasil perhitungan Iterasi 3 pada tabel berikut :

Tabel 4. Hasil Iterasi 3

Username	MVP	Kill	Menang	RrD	RrA	C1	C2	C3	Jarak Terdekat	Cluster
<u>OhMyWil</u>	217	4223	241	1011,45	20,99	145,4506458	412,0699048	820,1015091	145,4506458	1
<u>SateKacang</u>	279	4642	207	996,46	20,1	570,4600042	100,1664473	1234,403304	100,1664473	2
<u>JinxProAseng</u>	192	4472	225	936,85	24,37	399,8987069	159,2753132	1080,062842	159,2753132	2
<u>XeonPlays</u>	114	4660	119	1229,51	27,25	636,3901039	297,3243026	1248,796018	297,3243026	2
<u>BlastedX</u>	206	3541	287	1265,51	13,59	596,6655711	1134,085259	162,505023	162,505023	3
<u>TommyXD</u>	171	4739	251	658,91	26	748,5322834	321,0418515	1420,772686	321,0418515	2
<u>GhostWalker</u>	288	3305	149	1110,23	21,05	793,4873866	1336,943343	162,505023	162,505023	3
Nobita007	120	3761	276	635,35	17,93	500,8483283	930,0961613	662,5826156	500,8483283	1
<u>SniperPro</u>	202	3975	278	1251,38	12,63	262,0179264	721,5503969	560,7000234	262,0179264	1
<u>RifaiGamer</u>	221	4362	195	1156,96	27,31	321,9581916	335,5069897	940,2027591	321,9581916	1

Dengan dilakukan perhitungan menggunakan rumus clustering, pengelompokkan berdasarkan jarak minimum ke centroid terdekat adalah sebagai berikut:

Cluster Lama: (1, 2, 2, 2, 3, 2, 3, 1, 1, 1)

Cluster Baru: (1, 2, 2, 2, 3, 2, 3, 1, 1, 1)

Dengan dilakukan perhitungan menggunakan rumus clustering, pada iterasi 2 dan iterasi 3 tidak ada lagi perubahan pada clusternya maka perhitungan iterasi dihentikan.

### Penerapan Menggunakan Python (Jupyter Notebook)

#### A. Import Data

Tahap pertama dalam proses analisa data untuk menerapkan bahasa pemrograman Python adalah mengimpor data. Library utama yang digunakan adalah Pandas. Pastikan Pandas sudah terinstall di Jupyter Notebook. Kemudian, impor perpustakaan dengan menulis baris kode yang sesuai agar dapat diakses dengan benar oleh Jupyter Notebook. Setelah impor data selesai, data dapat diproses. Pada



tahap impor data, dataset pemain Call of Duty Mobile (CODM) ini berformat CSV yang berjumlah 1000 data terdiri dari 5 atribut yaitu MVP, Kill, Menang, Rata-rata Damage (RrD), dan Rata-rata Akurasi (RrA) (Mustofa, 2019).

**B. Transformasi Data**

Transformasi data merupakan langkah penting dalam persiapan data untuk pemodelan. Tahap ini melibatkan pengubahan data mentah menjadi format yang sesuai untuk analisis lebih lanjut, seperti data numerik, kategorikal, atau bentuk lainnya yang dibutuhkan. Hasil dari proses transformasi data dapat dilihat di gambar berikut:

	MVP	Kill	Menang	Rata-rata Damage	Rata Rata Accuracy
Player					
OhMyWil	217	4223	241	1011.45	20.99
SateKacang	279	4642	207	996.46	20.10
JinxProAseng	192	4472	225	936.85	24.37
XeonPlays	114	4660	119	1229.51	27.25
BlastedX	206	3541	287	1265.51	13.59
...	..	..	..	..	..
CODinho	210	3977	199	734.97	26.11
Kaka	210	2956	169	1204.87	14.49
DelPiero	133	4071	189	1317.13	14.52
Batistuta	210	2403	103	1046.43	26.35
Totti	107	4852	225	1467.04	28.61

1000 rows x 5 columns

Gambar 4. 1 Dataset Player Call Of Duty Mobile

**A. Data Selection (Seleksi Data)**

Tahapan seleksi data merupakan proses pemilihan dan persiapan data yang akan digunakan sesuai dengan tujuan analisis. Pada tahap ini, variabel yang relevan untuk proses clustering dipilih (Muharizki & Arianto, 2023). Hasil dari seleksi atribut setelah proses ini dapat dilihat pada gambar di bawah ini.

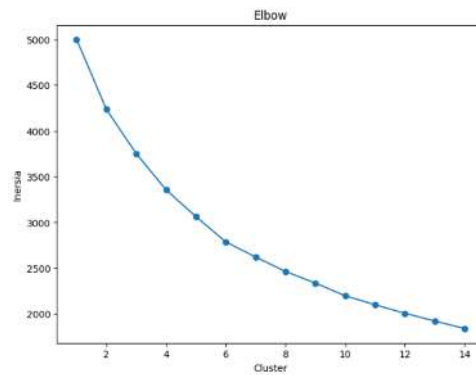
MVP	Kill	Menang	Rata-rata Damage	Rata Rata Accuracy
217	4223	241	1011.45	20.99
279	4642	207	996.46	20.10
192	4472	225	936.85	24.37
114	4660	119	1229.51	27.25
206	3541	287	1265.51	13.59
..	..	..	..	..
210	3977	199	734.97	26.11
210	2956	169	1204.87	14.49
133	4071	189	1317.13	14.52
210	2403	103	1046.43	26.35
107	4852	225	1467.04	28.61

Gambar 4. 2 Hasil Seleksi Data

**B. Proses Clustering**

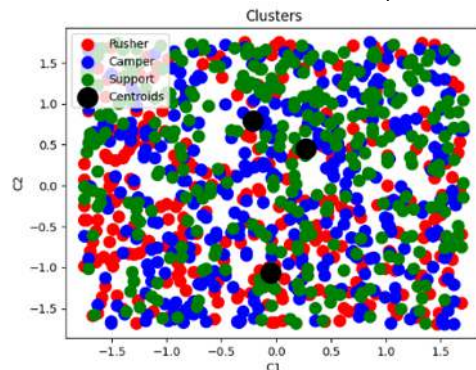
Proses clustering dilakukan menggunakan Jupyter Notebook dengan bahasa pemrograman Python 3. Langkah pertama dalam proses ini adalah menentukan nilai

K yang optimal dengan menerapkan Metode Elbow, menggunakan random state :0 (Petrus et al., 2023)



Gambar 4. 3 Elbow Method (Grafik K)

Berdasarkan Grafik di atas telah menunjukkan hasil penerapan Metode Elbow untuk menentukan jumlah cluster yang optimal dalam proses clustering yang berjumlah 3 Cluster. Hal ini dikarenakan pada jumlah cluster 3, terdapat indikasi lekukan pada grafik di atas. 3 cluster yakni memiliki warna biru, hijau dan merah.



Gambar 4. 4 Hasil Clustering

Terlihat bahwa hasil *clustering* adalah *Centroid* atau titik pusat yang terlihat pada gambar disertai jumlah anggota setiap *cluster* nya terlihat pada gambar berikut :

Gambar 4. 5 Centroid Cluster

```
[[ 0.21530577  0.19720126  0.5375315  -0.93793185  0.12249699]
 [ 0.07759735 -0.04070272 -1.08210579  0.12903642 -0.0560265 ]
 [-0.31286552 -0.15692691  0.69854376  0.82124504 -0.06182557]]
```

Gambar 4. 6 Jumlah Player Setiap Cluster

Cluster	Jumlah Player
2	361
1	326
3	313

Berdasarkan analisis terhadap data pemain Call of Duty Mobile menggunakan algoritma K-Means Clustering, dapat disimpulkan karakteristik untuk masing-masing cluster sebagai berikut:

A. Cluster 1 (Rusher):

- a) Gaya bermain yang sangat agresif dan ofensif, selalu berusaha menyerang dan mencari musuh secara langsung.
- b) Rata-rata MVP (Most Valuable Player) = 217, menunjukkan sering menjadi pemain kunci dalam pertandingan.
- c) Rata-rata Kill = 4223, jumlah kill tertinggi di antara 3 cluster.
- d) Rata-rata Menang = 241, sering memimpin tim untuk meraih kemenangan.
- e) Rata-rata Damage (RrD) = 1011,45, mampu menghasilkan kerusakan signifikan terhadap lawan.
- f) Rata-rata Akurasi (RrA) = 20,99%, fokus pada volume tembakan daripada akurasi.

B. Cluster 2 (Camper):

- a) Gaya bermain yang lebih pasif dan bertahan, cenderung mengambil posisi di area tertentu dan menunggu lawan.
- b) Rata-rata Kill = 4660, jumlah kill tertinggi di antara 3 cluster.
- c) Rata-rata Menang = 119, relatif rendah dibandingkan cluster lain.
- d) Rata-rata Damage (RrD) = 1229,51, kemampuan menembak yang baik.
- e) Rata-rata Akurasi (RrA) = 27,25%, fokus pada akurasi tembakan.

C. Cluster 3 (Support Players):

- a) Gaya bermain yang lebih fokus pada peran pendukung tim, tidak hanya berusaha mendapatkan kill tetapi juga memberikan dukungan penting bagi kemenangan tim.
- b) Rata-rata MVP = 206, peran penting dalam tim.
- c) Rata-rata Kill = 3541, relatif lebih rendah dibandingkan cluster lain.
- d) Rata-rata Menang = 287, nilai tertinggi di antara 3 cluster, sering memimpin tim untuk meraih kemenangan.
- e) Rata-rata Damage (RrD) = 1265,51, kemampuan menembak yang baik.
- f) Rata-rata Akurasi (RrA) = 13,59%, fokus pada peran pendukung daripada akurasi tembakan.

#### **4. SIMPULAN DAN SARAN**

Hasil dari analisis data menggunakan K-Means Clustering dapat disimpulkan bahwa pemain dapat dikelompokkan menjadi tiga klaster utama: Rusher, Camper, dan Support, masing-masing dengan karakteristik permainan yang berbeda. Pusat klaster memberikan gambaran umum tentang perilaku pemain dalam setiap klaster. Cluster 1 (Rusher) terdiri dari 326 pemain yang cenderung lebih agresif dengan jumlah kill dan MVP yang tinggi. Mereka sering terlibat dalam pertempuran dan berkontribusi signifikan dalam tim. Cluster 2 (Camper) terdiri dari 361 pemain yang cenderung lebih defensif dengan jumlah kill dan MVP yang lebih rendah. Mereka mengutamakan keselamatan dan bertahan hidup lebih lama dalam permainan. Cluster 3 (Support) terdiri dari 313 pemain yang memiliki peran penyeimbang, membantu tim dalam

berbagai aspek dan memiliki kinerja yang stabil dalam hal kill, kemenangan, dan akurasi.

## Saran

### 1. Pengembangan Fitur Game yang Lebih Adaptif:

Berdasarkan karakteristik yang ditemukan dalam setiap klaster, pengembang game dapat mempertimbangkan untuk mengembangkan fitur yang lebih adaptif sesuai dengan gaya bermain pemain. Misalnya, menyediakan mode permainan atau misi khusus yang lebih menantang untuk klaster Rusher, atau menyediakan fitur defensif tambahan untuk klaster Camper.

### 2. Personalisasi Pengalaman Pemain:

Dengan mengetahui gaya bermain yang berbeda dari setiap klaster, pengembang dapat menawarkan pengalaman yang lebih personal bagi pemain. Ini dapat mencakup rekomendasi peralatan, senjata, atau strategi permainan yang sesuai dengan klaster pemain, sehingga meningkatkan kepuasan dan keterlibatan pemain.

### 3. Penggunaan Sistem Reward yang Ditingkatkan:

Sistem reward atau penghargaan dalam game dapat disesuaikan dengan preferensi dan perilaku klaster pemain. Misalnya, memberikan penghargaan tambahan untuk pemain dalam klaster Support yang berhasil membantu tim, atau memberikan bonus untuk pemain dalam klaster Rusher yang mencapai jumlah kill tertentu.

### 4. Pengembangan Konten Edukatif dan Pelatihan:

Mengingat adanya pemain dengan berbagai gaya bermain, pengembang dapat menciptakan konten edukatif dan pelatihan yang ditargetkan untuk membantu pemain mengembangkan keterampilan sesuai dengan klaster mereka. Ini dapat mencakup tutorial video, panduan strategi, atau mode latihan khusus.

### 5. Pengembangan Komunitas dan Kompetisi yang Ditingkatkan:

Mendorong interaksi dan kompetisi antara pemain dari berbagai klaster dapat meningkatkan engagement. Pengembang dapat menyelenggarakan turnamen atau kompetisi dalam game yang dirancang khusus untuk pemain dari klaster yang berbeda, serta membangun komunitas dalam game yang memungkinkan pemain berbagi tips dan strategi.

### 6. Monitoring dan Evaluasi Berkelanjutan:

Melakukan monitoring dan evaluasi berkelanjutan terhadap pola permainan dan preferensi pemain untuk memastikan bahwa fitur-fitur yang dikembangkan tetap relevan dan efektif. Feedback dari pemain juga harus diambil secara serius untuk penyesuaian lebih lanjut.

### 7. Kolaborasi dengan Peneliti dan Analis Data:

Mengajak peneliti dan analis data untuk berkolaborasi dalam memahami lebih dalam tentang pola permainan dan preferensi pemain. Kolaborasi ini dapat menghasilkan

wawasan yang lebih mendalam dan membantu dalam pengambilan keputusan yang lebih baik untuk pengembangan game di masa depan.

## 5. DAFTAR PUSTAKA

- Amanda, & Sitorus, M. V. (2021). Penerapan Algoritma K-Means Clustering Untuk Pengelompokan Konsumsi Produk Kosmetik milik PT Cedefindo. *Jurnal Ilmiah MIKA AMIK Al Muslim*, 5(2).
- Devila, L. E., Cholil, S. R., Athallah, R. D., & Irawan, A. A. (2022). Implementasi Algoritma K-Means untuk Menganalisa Pemain Video Game Mobile Legend untuk Mengetahui Tipe Hero dan Role yang Sering Digunakan pada Setiap Kalangan. *STRING (Satuan Tulisan Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 6(3), 261. <https://doi.org/10.30998/string.v6i3.11094>
- Fauzi, I. S. N., & Sulistyowati, A. (2022). Literasi Keuangan dan Perilaku Keuangan Berpengaruh Terhadap Perilaku Konsumtif Pada Player Call Of Duty: Mobile. *Jurnal Kajian Ilmiah*, 22(2), 129–142. <https://doi.org/10.31599/jki.v22i2.730>
- Khomarudin, A. N. (2016). Teknik Data Mining: Algoritma K-Means Clustering. *Ilmu Komputer. Com*.
- Muharizki, M. I., & Arianto, D. B. (2023). Analisis Clustering dengan Metode K-Means terhadap Statistik Permainan Pro-Playervalorant Pada Kompetisi Valorant Champions 2022. *Jurnal Serunai Ilmu Pendidikan*, 9(1).
- Mustofa. (2019). Penerapan Algoritma K-Means Clustering pada Karakter Permainan Multiplayer Online Battle Arena. *Jurnal Informatika*, 6(2). <https://doi.org/https://doi.org/10.31294/ji.v6i2.6096>
- Petrus, R., Suryani, E., & Bajari, M. (2023). Analisis Penanganan Pengaduan Konsumen Pada Situs Konsumen Indonesia Menggunakan Metode K-Means Cluster. *SAMMAJIVA: Jurnal Penelitian Bisnis Dan Manajemen*, 1(1). <https://doi.org/https://doi.org/10.47861/sammajiva.v1i1.99>
- Prasetyani, S. D., & Rochmawati, N. (2022). Penerapan Data Mining Untuk Clustering Menu Favorit Menggunakan Algoritma K-Means (Studi Kasus Kedai Expo). *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 3(03), 278–286. <https://doi.org/10.26740/jinacs.v3n03.p278-286>
- Sekar Setyaningtyas, Indarmawan Nugroho, B., & Arif, Z. (2022). Tinjauan Pustaka Sistematis: Penerapan Data Mining Teknik Clustering Algoritma K-Means. *Jurnal Teknoif Teknik Informatika Institut Teknologi Padang*, 10(2), 52–61. <https://doi.org/10.21063/jtif.2022.V10.2.52-61>