

Klasterisasi Pemain Pubg Mobile Dengan Algoritma K-Modes Clustering Pada Mayoung Universe

Lalu Ilham Harisandi, Tomi Tri Sujaka, Rifqi Hammad

Univeritas Bumigora, Mataram, Indonesia

Correspondence : e-mail: lih290400@gmail.com

Abstrak

Mayoung Universe merupakan penyelenggara turnamen Esport dan Leader komunitas yang aktif mengadakan turnamen *PUBG Mobile* di wilayah Nusa Tenggara Barat. Dari sekian banyak turnamen yang telah di selenggarakan akan tetapi Mayoung Universe mengalami kesulitan dalam menentukan pola penyelenggaraan turnamen *PUBG Mobile* untuk kedepannya, Selain itu, Terdapat data pendaftaran pemain berjumlah 401 data, serta didominasi oleh atribut yang bertipe kategorik Oleh sebab itu, menerapkan algoritma *K-Modes Clustering* sangatlah cocok di terapkan untuk mengatasi permasalahan serta untuk menangani data kategorik. *Algoritma K-Modes* merupakan pengembangan dari *K-Means* yang dirancang untuk mengelompokkan data kategorikal Hasil evaluasi dari *Elbow Method* terdapat jumlah k optimal yakni 4,6 dan 8, Hasil evaluasi dari *Silhouette Coefficient* jumlah k terbaik sebanyak $k=6$, dengan skor=0,249. Sedangkan evaluasi dari *Dunn index* dan *DBI*, k terbaik terdapat pada $k=3$, skor dari *Dunn index* yaitu 0,643, dan skor *DBI* yakni skor 2,395. Hasil dari visualisasi jumlah $k=6$ dan 3, terdapat jumlah objek terbanyak pada cluster 1 sebanyak 197 untuk $k=6$, dan 231 untuk $k=3$. Untuk mengatasi permasalahan bagaimana menentukan pola turnamen *PUBG Mobile* di Nusa Tenggara Barat, pihak Mayoung Universe hendaknya memperhatikan *cluster 1* dari 3 dan 6 jumlah k terbaik dengan segala bentuk karakteristiknya. Sebagai gambaran, dalam menyelenggarakan turnamen *PUBG Mobile* kedepannya.

Kata kunci: Data Mining, *K-Modes Clustering*, *PUBG Mobile*.

Abstract

The Mayoung Universe is an esports tournament organizer and community leader actively hosting PUBG Mobile tournaments in West Nusa Tenggara. Despite having organized numerous tournaments, Mayoung Universe faces difficulties in determining the future organizational patterns of PUBG Mobile tournaments. Additionally, there are player registration data totaling 401 entries, predominantly consisting of categorical attributes. Therefore, applying the K-Modes Clustering algorithm is highly suitable for addressing these issues and managing categorical data. The K-Modes algorithm is an adaptation of K-Means designed for clustering categorical data. Evaluation results from the Elbow Method indicate optimal k values of 4, 6, and 8. The Silhouette Coefficient assessment reveals that the best k value is $k=6$, with a score of 0.249. Evaluations from the Dunn Index and DBI indicate that the best k is $k=3$, with a Dunn Index score of 0.643 and a DBI score of 2.395. Visualization results show that for $k=6$, the largest number of objects in cluster 1 is 197, and for $k=3$, it is 231. To address the challenge of determining PUBG Mobile tournament patterns in West Nusa Tenggara, Mayoung Universe should focus on cluster 1 from both the $k=3$ and $k=6$ scenarios, considering all its characteristics as a reference for future tournament organization.

Keywords: Data Mining, *K-Modes Clustering*, *PUBG Mobile*.

1. Pendahuluan

Mayoung Universe merupakan penyelenggara turnamen *Esport* dan *Leader* komunitas *Player Unknown's Battlegrounds Mobile (PUBG Mobile)* yang dipilih oleh *Jawara Community* untuk wilayah Nusa Tenggara Barat pada awal tahun 2022. Mayoung universe juga berhasil menduduki peringkat 3 besar *leaderboard Community* di akhir tahun 2022 sebagai salah satu komunitas *esport* yang aktif atau sering mengadakan turnamen *PUBG Mobile* termasuk di wilayah Nusa Tenggara Barat. Namun, dari sekian banyak turnamen yang telah di selenggarakan atau diadakan, akan tetapi Mayoung Universe mengalami kesulitan dalam menentukan pola penyelenggaraan turnamen *PUBG Mobile* untuk kedepannya, khususnya di wilayah Nusa Tenggara Barat. Selain itu, Terdapat data pendaftaran pemain dari turnamen yang telah

diselenggarakan dengan jumlah 401 data, serta didominasi oleh atribut yang bertipe kategorik. Dengan memanfaatkan data pendaftaran pemain, dapat diterapkannya algoritma *clustering* untuk memahami pola partisipasi pemain, karakteristik disetiap kelompok untuk merencanakan turnamen yang lebih efektif dan sesuai dengan kebutuhan pemain.

Oleh sebab itu, menerapkan algoritma *K-Modes Clustering* sangatlah cocok di terapkan untuk mengatasi permasalahan serta untuk menangani data kategorik. Selain itu, sebagian atribut data pendaftaran tersebut memenuhi kriteria untuk diolah dengan *K-Modes Clustering*. *K-Modes* merupakan pengembangan dari metode *K-Means* yang dirancang khusus untuk data kategorikal dan hasil *Clustering* cenderung lebih stabil dengan proses komputasi lebih cepat [1]. Pendekatan *K-Modes* mengubah *K-Means* dengan mengganti metode jarak *Euclidean* dengan jarak *simple matching*, serta menggunakan *mode* sebagai representasi *centroid*[2]. Algoritma *K-Modes* adalah pengelompokan berdasarkan jarak, dimana sekumpulan objek-objek dikelompokkan kedalam *cluster* berdasarkan tingkat kemiripan. Sehingga objek dalam *cluster* memiliki karakteristik sedikit berbeda. Algoritma *K-Modes* merupakan perluasan dari *K-Means* sebagai solusi dalam mengatasi pengelompokan data yang bertipe kategorikal.

Berdasarkan uraian diatas, penulis tertarik untuk melakukan penelitian untuk membantu Mayoung Universe dalam menentukan pola penyelenggaraan turnamen *PUBG Mobile* di wilayah Nusa Tenggara Barat dengan menerapkan algoritma *K-modes Clustering*. Dengan menerapkan *K-Modes Clustering* pada Mayoung Universe, diharapkan bermanfaat dalam memperoleh sebuah informasi, pengetahuan maupun kebijakan dalam menentukan penyelenggaraan turnamen kedepannya.

2. Metode Penelitian

Tahapan penelitian ialah tingkatan atau proses-proses yang terstruktur dalam kegiatan penelitian.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Studi literatur dilakukan untuk memperoleh pengetahuan yang berkaitan dengan permasalahan dengan memahami teori dari jurnal, skripsi, buku dan internet. Pengumpulan data diperoleh dari pendaftaran sebuah tim dari beberapa turnamen *PUBG Mobile* yang telah diselenggarakan oleh Mayoung Universe di wilayah Nusa Tenggara Barat. Diantaranya, NTB League 2022, FastOff 2022, Jawara Mini 2022, PorProv NTB 2023, dan Jawara S6 Road to PMNC. Tahapan Pra-pemrosesan data dilakukan sesuai dengan tahapan *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Dengan beberapa proses yaitu, pembersihan data, Task relevant data, penggabungan data, diskritisasi data. Tahapan Penerapan *K-Modes* dilakukan dengan Jupyter Notebook. Tahapan Evaluasi menggunakan beberapa metode yaitu, *Elbow Method*, *Silhouette Coefficient*, *Dinn Index* dan *DBI*. Tahapan Visualisasi *Cluster* dilakukan pada jumlah kluster terbaik berdasarkan hasil evaluasi.

2.1. Pra-Pemrosesan Data

Data cleaning adalah proses menghilangkan data Noisy atau data yang kotor dan memperbaiki data yang tidak konsisten. Teknik yang digunakan yaitu *Denoising* untuk menghilangkan noise atau perubahan kesalahan pada data. Proses ini dilakukan untuk mengubah kesalahan penginputan yang tidak sesuai. Sedangkan *Replace Missing Value* merupakan teknik yang digunakan untuk mengganti nilai atau data yang hilang. Ada 2 teknik yang digunakan yakni, Mengganti nilai yang hilang dengan modus dilakukan

ketika atribut memiliki sedikit data yang hilang. Dan mengganti nilai yang hilang dengan nilai setelahnya dilakukan apabila data yang hilang cukup banyak.

Menurut [3], *Task Relevant Data* adalah proses memilih data yang mempunyai atribut relevant dan berkaitan dengan permasalahan.

Tabel 1 Penerapan Task Relevant Data

No	Fitur Atau Atribut	Keterangan
1	Timestamp	Digunakan
2	Email	Tidak Digunakan
3	Nama Tim	Tidak Digunakan
4	Alamat Tim	Digunakan
5	Kelas/Kategori	Digunakan
6	Email Pemain	Tidak Digunakan
7	Nama Lengkap Pemain	Tidak Digunakan
8	Jenis Kelamin Pemain	Digunakan
9	Pekerjaan	Digunakan
10	Kota	Digunakan
11	Provinsi Pemain	Tidak Digunakan
12	Nickname Pemain	Tidak Digunakan
13	Id Pemain	Tidak Digunakan
14	No Wa Pemain	Tidak Digunakan

Data Integration adalah proses penggabungan data dari berbagai sumber penyimpanan dari sebuah database atau file menjadi satu pusat penyimpanan. Dalam penelitian ini, jumlah data diperoleh sebanyak 401 data.

Tabel 2 Hasil Data Integration

No	Waktu Daftar	Gender	Pekerjaan	Daerah	Daerah tim	Kelas / Kategori
1	2/5/2023 22:32:10 pm	Laki- laki	Pekerja	Dompu	Dompu	Fase Knockout
2	2/5/2023 23:14:35 pm	Laki- laki	Pekerja	Kota Bima	Bima	Fase Knockout
3	2/6/2023 13:58:20 pm	Laki- laki	Sma	Lombok tengah	Lombok tengah	Fase Knockout
4	2/6/2023 18:45:36 pm	Laki- laki	Pekerja	Mataram	Mataram	Fase Knockout
5	2/6/2023 19:48:01 pm	Laki- laki	Kuliah	Sumbawa	Sumbawa	Fase Knockout
...
400	2/9/2023 11:57:02 pm	Laki- laki	Kuliah	Bima	Bima	Babak Playoff
401	2/9/2023 11:57:02 pm	Laki- laki	Kuliah	Bima	Bima	Babak Playoff

Diskritisasi data (*Data Discretization*) adalah proses perubahan tipe data yang bersifat kontinu atau berkelanjutan menjadi data kategorik. Di atribut *TimeStamp* yang bertipe *timeseries* akan di bagi menjadi tiga bagian yaitu, Awal, Pertengahan, Akhir. Data bertipe *TimeSeries* tersebut merupakan waktu pendaftaran sebuah tim di salah satu turnamen yang telah terselenggara.



Gambar 2 Penerapan Diskritisasi Data

Tabel 3 Hasil Diskritisasi Data

No	Waktu Pendaftaran	
	Sebelum	Sesudah
1	2/5/2023 22:32:10 Pm	Awal
2	2/5/2023 23:14:35 Pm	Awal
3	2/6/2023 13:58:20 Pm	Pertengahan
4	2/6/2023 18:45:36 Pm	Pertengahan
5	2/6/2023 19:48:01 Pm	Pertengahan

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Penerapan K-Modes Clustering

Data mining merupakan proses ekstraksi data atau pengubahan data yang dianggap tidak berguna menjadi sebuah pola pengetahuan sehingga nantinya pengetahuan yang diperoleh dapat membantu dalam pengambilan keputusan[4]. *Kmodes* merupakan algoritma data mining untuk melakukan klasterisasi. Adapun langkah-langkah perhitungan dan implementasi dengan Jupyter NoteBook. Berikut adalah langkah-langkah atau tahapan dari algoritma *K-Modes clustering*[5]

1. Langkah pertama yakni menginisialisasi jumlah k, Misalkan k=6
2. Memilih Centroid Awal.
3. Inisialisasi centroid awal dalam algoritma K-Modes dapat dilakukan dengan inisialiasi Huang atau secara random, Namun hal tersebut dapat menyebabkan akurasi dan jumlah iterasi yang tidak dapat di prediksi. Oleh karena itu, Dalam penelitian ini akan menggunakan metode Cao atau init Cao.

Tabel 4 Hasil isi Centroid dengan inisialisasi Cao

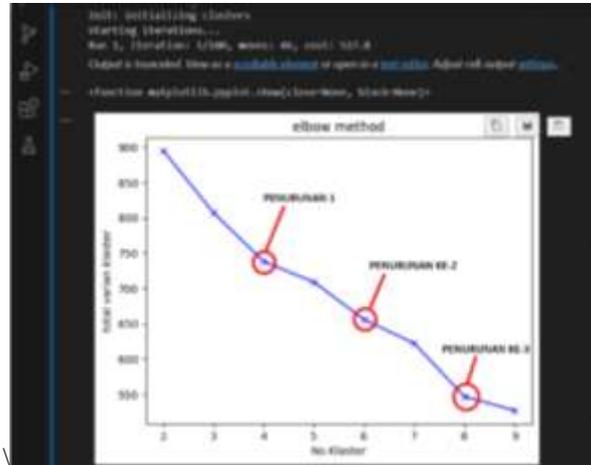
<i>Centroid</i>	Waktu Daftar	Gender	Pekerjaan	Daerah	Daerah Tim	Kelas/ Kategori
C1	Akhir	Laki-Laki	Kuliah	Lombok Tengah	Lombok Tengah	Fase Knockout
C2	Awal	Laki-Laki	Pekerja	Mataram	Mataram	Babak Playoff
C3	Akhir	Laki-Laki	Pekerja	Bima	Bima	Fase Knockout
C4	Pertengahan	Laki-Laki	Kuliah	Lombok Timur	Lombok Timur	Babak Playoff
C5	Akhir	Laki-Lak	Sma	Bima	Bima	Babak Playoff
C6	Akhir	Laki-Laki	Pekerja	Dompu	Dompu	Fase Knockout

4. Menghitung jarak masing-masing objek dengan *centroid* pada iterasi pertama menggunakan ukuran seperti angka 0 dan 1, nilai 0 diberikan apabila objek data dengan objek *centroid* sama, sedangkan nilai 1 apabila objek data dengan objek *centroid* tidak sama. *d* merupakan jarak antara *X*(data) dan *C*(*Centroid Cluster*). Dan Proses iterasi dilakukan bertujuan supaya titik awal semakin presisi serta semakin stabilnya centroid[6].

Berikut ini merupakan Jarak objek ke 1 untuk seluruh *centroid cluster* 1 sampai 6.

- Jarak objek ke-1 dengan *centroid cluster* 1
 $d(X_1, C_1) = \delta(X_{11}, C_{11}) + \delta(X_{12}, C_{12}) + \dots + \delta(X_{16}, C_{16})$
 $d(X_1, C_1) = 1 + 0 + 1 + 1 + 1 + 0$
 $d(X_1, C_1) = 4$
 ⋮
- Jarak objek ke-1 dengan *centroid cluster* 2
 $d(X_1, C_2) = \delta(X_{11}, C_{21}) + \delta(X_{12}, C_{22}) + \dots + \delta(X_{16}, C_{26})$
 $d(X_1, C_2) = 0 + 0 + 0 + 1 + 1 + 1$
 $d(X_1, C_2) = 3$
 ⋮
- Jarak objek ke-1 dengan *centroid cluster* 3
 $d(X_1, C_3) = \delta(X_{11}, C_{31}) + \delta(X_{12}, C_{32}) + \dots + \delta(X_{16}, C_{36})$
 $d(X_1, C_3) = 1 + 0 + 0 + 1 + 1 + 0$
 $d(X_1, C_3) = 3$
 ⋮
- Jarak objek ke-1 dengan *centroid cluster* 4
 $d(X_1, C_4) = \delta(X_{11}, C_{41}) + \delta(X_{12}, C_{42}) + \dots + \delta(X_{16}, C_{46})$
 $d(X_1, C_4) = 1 + 0 + 1 + 1 + 1 + 1$
 $d(X_1, C_4) = 5$
 ⋮
- Jarak objek ke-1 dengan *centroid cluster* 5
 $d(X_1, C_5) = \delta(X_{11}, C_{51}) + \delta(X_{12}, C_{52}) + \dots + \delta(X_{16}, C_{56})$
 $d(X_1, C_5) = 1 + 0 + 1 + 1 + 1 + 1$
 $d(X_1, C_5) = 5$

besar jumlah nilai *cluster* K, maka nilai *SSE* akan semakin kecil[7]. Hasil dari pengujian dengan *elbow method*, terdapat 3 penurunan secara drastis atau titik siku yang merupakan *cluster* optimal. Pada penurunan ke-1 terdapat jumlah sebanyak 4 *cluster*. Kemudian pada penurunan ke-2 terdapat sebanyak 6 *cluster*. Dan pada penurunan ke-3 terdapat sebanyak 8 *cluster*, Untuk lebih jelasnya terdapat pada gambar 4.3 Pada lingkaran merah yang merupakan *cluster* yang optimal.



Gambar 5 Hasil *Elbow Method*

Sedangkan hasil evaluasi dengan *silhouette coefficient* skor maksimum adalah pada k=6 dengan skor *silhouette* = 0,249.

Berikut hasil atau skor dari *silhouette coefficient* pada tabel 4 dibawah ini.

Tabel 6 Skor *Silhouette Coefficient*

Cluster	Skor
k2	0,196
k3	0,212
k4	0,190
k5	0,193
k6	0,249
k7	0,168
k8	0,221
k9	0,229

Dunn index adalah metode validasi *cluster* yang mengukur kualitas suatu algoritma *Clustering* berdasarkan rasio antara jarak minimal antar *cluster* dan jarak maksimal *intra-cluster* [8]. Dari hasil proses pengukuran dengan *Dunn Index* nilai maksimum terdapat pada k=3 dengan skor = 0,643.

Berikut hasil atau skor dari *Dunn Index* dijelaskan pada tabel 5 dibawah ini.

Tabel 7 Skor *Dunn Index*

Cluster	Skor
k2	-4,064
k3	0,643
k4	0,456
k5	0,438
k6	0,209
k7	-6,905
k8	0,097
k9	0,097
K10	-4,965

Davies-Bouldin Index (DBI) adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengevaluasi kualitas *cluster* dalam proses *Clustering* yang diperkenalkan oleh *D.L. Davies* dan *Donald W. Bouldin*, sehingga metode ini dikenal sebagai *DBI*[9]. Dalam pendekatan *DBI*, *clustering* dilakukan dengan cara memaksimalkan jarak antara *cluster* satu dengan yang lain, sekaligus meminimalkan jarak antar objek di dalam masing-masing *cluster*[10]. Semakin kecil nilai *DBI* dan tidak bernilai negatif maka semakin baik *cluster* yang dihasilkan sekaligus menunjukkan bahwa *cluster-cluster* yang dihasilkan lebih terpisah dan kompak sehingga hasil *Clustering* menjadi lebih baik serta lebih mudah diinterpretasikan [11]. Dari hasil proses pengukuran dengan *DBI* nilai minimum terdapat pada k=3 dengan skor = 2.395.

Berikut hasil atau skor dari *DBI* dijelaskan pada tabel 6 dibawah ini.

Tabel 8 Skor DBI

Cluster	Skor
k2	2,722
k3	2,395
k4	2,540
k5	3,305
k6	4,325
k7	6,931
k8	5,749
k9	5,338
K10	5,197

Hasil evaluasi dengan *Elbow Method* terdapat jumlah k optimal yakni 4,6 dan 8, Namun hasil evaluasi dari *Elbow Method* tersebut tidak dapat menentukan *cluster* terbaik. evaluasi dengan *Silhouette Coefficient* terdapat akurasi terbaik dengan jumlah $k=6$, dengan skor=0,249. Oleh karena itu, dapat di simpulkan bahwa jumlah *cluster* dari *Elbow Method*, dan *Silhouette Coefficient* adalah $k=6$. Sedangkan evaluasi *cluster* dengan *Dunn index* dan *DBI cluster* terbaik terdapat pada $k=3$, untuk skor yang dihasilkan dari *Dunn index* yakni 0,643, sedangkan skor yang dihasilkan dengan *DBI* yakni dengan skor 2,395.

Tabel 9 centroid $k=6$

No.Cluster	Atribut Centroid	Jumlah Data
Cluster 1	Akhir 'Laki - Laki' 'Kuliah' 'Lombok Tengah' 'Lombok Tengah' 'Fase Knockout'	197
Cluster 2	'Awal' 'Laki-Laki' 'Pekerja' 'Mataram' 'Mataram' 'Babak Playoff'	81
Cluster 3	'Akhir' 'Laki-Laki' 'Pekerja' 'Bima' 'Bima' 'Fase Knockout'	38
Cluster 4	'Pertengahan' 'Laki-Laki' 'Kuliah' 'Lombok Timur' 'Lombok Timur' 'Babak Playoff'	34
Cluster 5	'Akhir' 'Laki-Laki' 'Sma' 'Bima' 'Bima' 'Babak Playoff'	19
Cluster 6	'Akhir' 'Laki-Laki' 'Pekerja' 'Dompu' 'Dompu' 'Fase Knockout'	32

Tabel 10 Centroid $k=3$

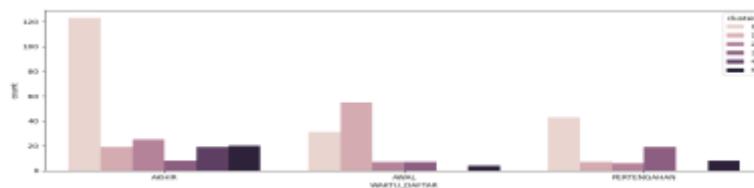
No.Cluster	Atribut Centroid	Jumlah Data
Cluster 1	Akhir 'Laki - Laki' 'Kuliah' 'Lombok Tengah' 'Lombok Tengah' 'Fase Knockout'	231
Cluster 2	'Awal' 'Laki-Laki' 'Pekerja' 'Mataram' 'Mataram' 'Babak Playoff'	109
Cluster 3	'Akhir' 'Laki-Laki' 'Pekerja' 'Bima' 'Bima' 'Fase Knockout'	61

Tabel 9 dan 10 menunjukkan bahwa $k=6$ dan 3 adalah jumlah *cluster* terbaik. Dalam Penerapan algoritma *K-Modes*, pusat *cluster* yang terbentuk mewakili setiap *cluster*. Artinya bahwa karakteristik semua anggota dari setiap *cluster* dapat direpresentasikan oleh pusat *cluster* tersebut [12], [13], [14], [15].

1.2 Visualisasi Cluster

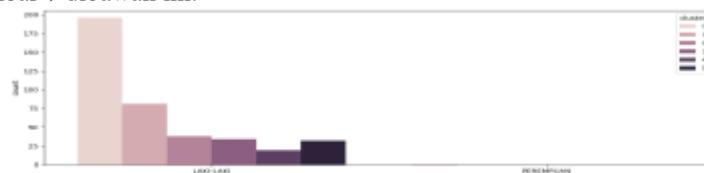
Berikut merupakan visualisasi jumlah $k=6$ berdasarkan atribut.

Berdasarkan waktu daftar, nilai terbanyak adalah AKHIR dan didominasi oleh *cluster* 1. Seperti gambar 6.



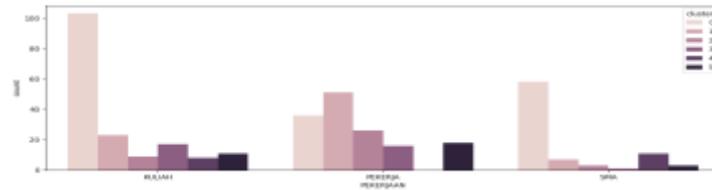
Gambar 6 Visualisasi K=6 Berdasarkan Waktu Daftar

Berdasarkan atribut dari gender, Hampir semua didominasi oleh laki-laki dan didominasi oleh *cluster* 1. Pada gambar 7 dibawah ini.



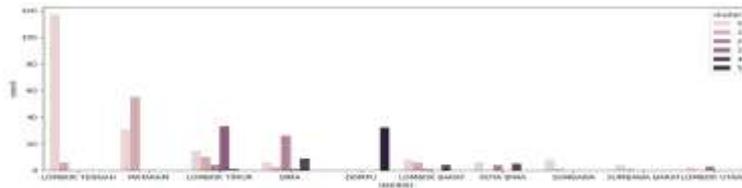
Gambar 7 Visualisasi K=6 Berdasarkan Gender

Berdasarkan atribut Pekerjaan, hasil tertinggi adalah pemain yang berstatus sebagai Mahasiswa atau Kuliah. Pada gambar 8 dibawah ini.



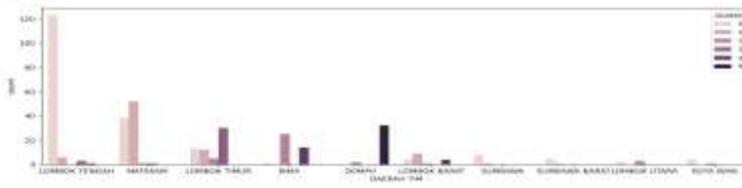
Gambar 8 Visualisasi K=6 Berdasarkan Status

Berdasarkan asal atau daerah dari pemain, hasil didominasi oleh daerah Lombok tengah pada *cluster* 1, kemudian diikuti oleh daerah Lombok Timur di *cluster* ke-2 dan mataram pada *cluster* ke-3. Seperti gambar 9 dibawah ini.



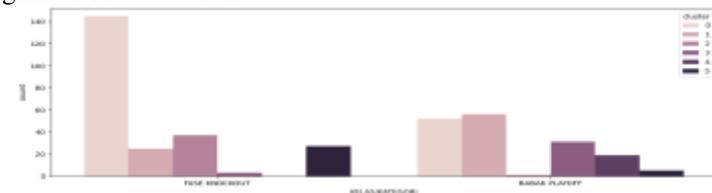
Gambar 9 Visualisasi K=6 Berdasarkan Daerah Pemain

Berdasarkan daerah tim juga didominasi oleh daerah Lombok tengah pada *cluster* 1, kemudian diikuti oleh daerah Lombok Timur di *cluster* ke-2 dan Mataram pada *cluster* ke-3 dan 6. Dijelaskan pada gambar 10 dibawah ini.



Gambar 10 Visualisasi K=6 Berdasarkan Daerah Tim

Dan terakhir berdasarkan hasil dari atribut kategori terdapat kategori yang paling mendominasi adalah biasa. Pada gambar 11 dibawah ini.

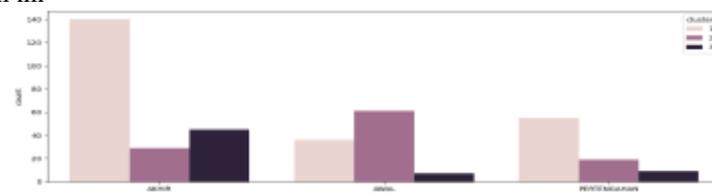


Gambar 11 Visualisasi K=6 Berdasarkan Kategori

Hasil dari visualisasi k=6 terdapat *cluster* 1, 2 dan 5 yang mendominasi. dan *cluster* 1 adalah *cluster* yang paling mendominasi.

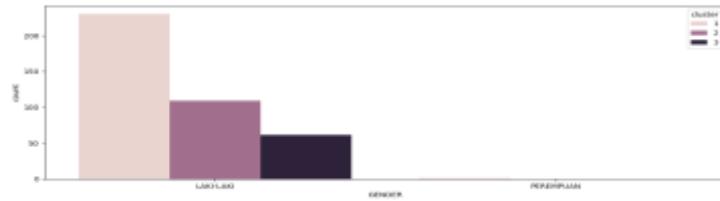
Berikut merupakan visualisasi k=3 berdasarkan atribut, adalah sebagai berikut..

Berdasarkan waktu daftar, nilai terbanyak adalah AKHIR dan didominasi oleh *cluster* 1. Seperti gambar 12 dibawah ini



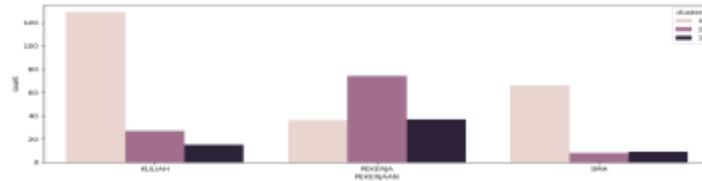
Gambar 12 Visualisasi K=3 Berdasarkan Waktu Daftar

Berdasarkan atribut dari gender, Hampir semua didominasi oleh laki-laki dan didominasi oleh *cluster* 1. Pada gambar 13 dibawah ini.



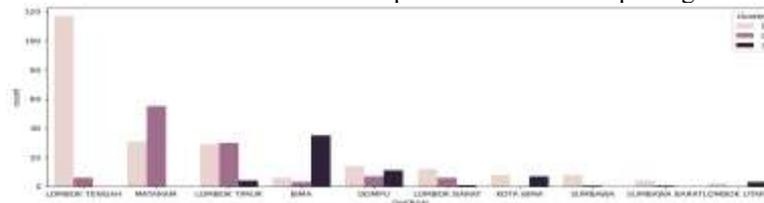
Gambar 13 Visualisasi K=3 Berdasarkan Gender

Berdasarkan atribut Pekerjaan, hasil tertinggi adalah pemain yang berstatus sebagai Mahasiswa atau Kuliah. Pada gambar 14 dibawah ini.



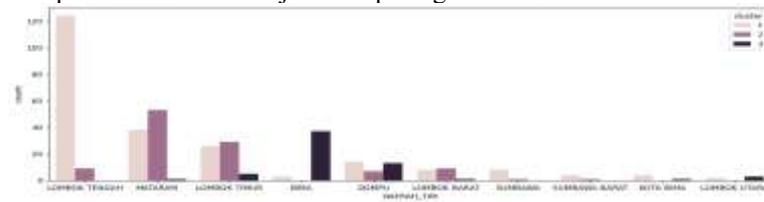
Gambar 14 Visualisasi K=3 Berdasarkan Status

Berdasarkan asal atau daerah dari pemain, hasil didominasi oleh daerah Lombok tengah pada cluster 1, kemudian diikuti oleh daerah dan mataram pada cluster ke-2. Seperti gambar 15 dibawah ini.



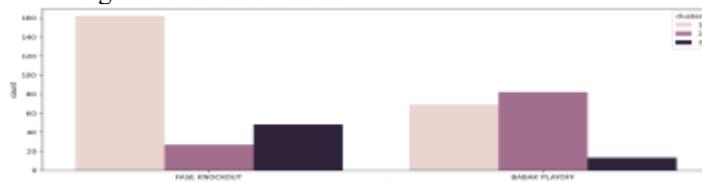
Gambar 15 Visualisasi K=3 Berdasarkan Daerah Pemain

Berdasarkan daerah tim juga didominasi oleh daerah Lombok tengah pada cluster 1, kemudian diikuti oleh Mataram pada cluster ke-2. Dijelaskan pada gambar 16 dibawah ini.



Gambar 16 Visualisasi K=3 Berdasarkan Daerah Tim

Dan terakhir berdasarkan hasil dari atribut kategori terdapat kateogri yang paling mendominasi adalah Fase Knockout. Pada gambar 17 dibawah ini.



Gambar 17 Visualisasi K=3 Berdasarkan Kategori

Hasil dari visualiasi k=3 terdapat cluster 1 dan 2 yang mendominasi. Dan cluster 1 yang paling mendominasi di semua atribut.

Dari hasil visualisasi k=3 dan 6, Cluster 1 merupakan jumlah objek terbanyak dari semua cluster dengan jumlah objek k=6 yaitu 197, dan k=3 yaitu 241.

4. Kesimpulan

Hasil evaluasi dari *Elbow Method* terdapat jumlah k optimal yakni 4,6 dan 8, Hasil evaluasi dari *Silhouette Coefficient* jumlah k terbaik sebanyak k=6, dengan skor=0,249. Oleh karena itu, jumlah k terbaik dari *Elbow Method*, dan *Silhouette Coefficient* yakni k=6. Sedangkan evaluasi dari *Dunn index* dan *DBI*, k terbaik terdapat pada k=3, skor dari *Dunn index* yaitu 0,643,

dan skor *DBI* yakni skor 2,395. Hasil dari visualisasi jumlah $k=6$ dan 3, terdapat jumlah objek terbanyak pada *cluster* 1 sebanyak 197 untuk $k=6$, dan 231 untuk $k=3$. Untuk menyelesaikan permasalahan bagaimana menentukan pola penyelenggaraan turnamen *PUBG Mobile* di Nusa Tenggara Barat, pihak dari Mayoung Universe hendaknya memperhatikan *cluster* 1 dari 3 dan 6 jumlah *cluster* terbaik dengan segala bentuk dan karakteristiknya. Sebagai gambaran, dalam menyelenggarakan turnamen *PUBG Mobile* kedepannya.

Daftar Pustaka

- [1] D. Desyanti, Y. Yusrizal, and F. Sari, "Implementasi Algoritma K-Modes Untuk Mengukur Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pembelajaran Daring," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 3, no. 4, pp. 719–727, 2022.
- [2] F. S. Jumeilah and D. Pratama, "Klasterisasi Penduduk Lanjut Usia Sumatera Selatan Menggunakan Algoritma K-Modes," *Jurnal Tam (Technology Acceptance Model)*, vol. 8, no. 2, pp. 85–89, 2017.
- [3] F. Wiza, "Klasterisasi karakteristik kekerasan seksual terhadap anak dengan metode k-means cluster analysis," *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, vol. 10, no. 1, pp. 44–53, 2019.
- [4] J. Suntoro, *DATA MINING: Algoritma dan Implementasi dengan Pemrograman php*. Elex Media Komputindo, 2019.
- [5] E. K. Nduru, E. Buulolo, and P. Pristiawanto, "Implementasi Algoritma K-Modes Untuk Menentukan Strategi Marketing STMIK Budi Darma," *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, vol. 2, no. 1, 2018.
- [6] Anonim, "Cara Kerja K Means Clustering." Accessed: Jan. 26, 2024. [Online]. Available: <https://algorit.ma/blog/k-means-clustering-2022/>
- [7] D. A. I. C. Dewi and D. A. K. Pramita, "Analisis Perbandingan Metode Elbow dan Silhouette pada Algoritma Clustering K-Medoids dalam Pengelompokan Produksi Kerajinan Bali," *Matrix: Jurnal Manajemen Teknologi dan Informatika*, vol. 9, no. 3, pp. 102–109, 2019.
- [8] H. Malikhatin, A. Rusgiyono, and I. M. Di Asih, "Penerapan K-Modes Clustering dengan Validasi Dunn Index pada Pengelompokan Karakteristik Calon TKI Menggunakan R-Gui," *Jurnal Gaussian*, vol. 10, no. 3, pp. 359–366, 2021.
- [9] D. R. Quinthara, A. C. Fauzan, and M. M. Huda, "Penerapan Algoritma K-Modes Menggunakan Validasi Davies Bouldin Index Untuk Klasterisasi Karakter Pada Game Wild Rift," *Journal of System and Computer Engineering (JSCE)*, vol. 4, no. 2, pp. 123–135, 2023.
- [10] A. A. Az-zahra, A. F. Marsaoly, I. P. Lestyani, R. Salsabila, and W. O. Z. Madjida, "Penerapan Algoritma K-Modes Clustering Dengan Validasi Davies Bouldin Index Pada Pengelompokan Tingkat Minat Belanja Online Di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta," *Jurnal Matematika dan Statistika serta Aplikasinya Vol.*, vol. 9, no. 1, 2021.
- [11] S. Sukamto, I. D. Id, and T. R. Angraini, "Penentuan Daerah Rawan Titik Api di Provinsi Riau Menggunakan Clustering Algoritma K-Means," *JUITA: Jurnal Informatika*, vol. 6, no. 2, pp. 137–147, 2018.
- [12] A. Badruttamam, Sudarno, and I. M. Di Asih, "Penerapan Analisis Klaster K-Modes Dengan Validasi Davies Bouldin Index Dalam Menentukan Karakteristik Kanal Youtube di Indonesia (Studi Kasus: 250 Kanal Youtube Indonesia Teratas Menurut Socialblade)," *Jurnal Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 263–272, 2020.
- [13] F. Indriani and I. Budiman, "K-Modes Clustering untuk mengetahui jenis masakan daerah yang populer pada website resep online (Studi Kasus: Masakan Banjar di cookpad. com)," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 4, no. 4, pp. 290–296, 2017.
- [14] T. Yulianita and D. Istiawan, "Implementasi Algoritma K-modes untuk Penentuan Prioritas Rehabilitasi Daerah Aliran Sungai Berdasarkan Parameter Lahan Kritis," *URECOL*, pp. 429–440, 2017.
- [15] M. A. Yaqin, N. Ayunda, S. Sujarwo, and M. A. Murtadho, "Segmentasi Pelanggan Agen Beauty Local Brand menggunakan Algoritma K-Modes Berbasis Python," *NJCA (Nusantara Journal of Computers and Its Applications)*, vol. 7, no. 1, pp. 1–8, 2022.