

# Penerapan Algoritma K-Modes Menggunakan Validasi Davies Bouldin Index Untuk Klasterisasi Karakter Pada Game Wild Rift

Dynesh Radixavendra Quinthara, Abd. Charis Fauzan, M. Maariful Huda

<sup>1</sup>Universitas Nahdlatul Ulama Blitar

E-mail : <sup>1</sup>[radixdynesh99@gmail.com](mailto:radixdynesh99@gmail.com), <sup>2</sup>[abdcharis@unublitar.ac.id](mailto:abdcharis@unublitar.ac.id),

<sup>3</sup>[hudha.maarif@gmail.com](mailto:hudha.maarif@gmail.com)

## Abstrak

Bagi pemain baru pemilihan karakter merupakan hal yang sulit ketika role yang didapatkan tidak sesuai dengan yang diinginkan karena akan mempengaruhi faktor kemenangan. Dari berbagai macam jenis game ada yang disebut sebagai game MOBA (Multiplayer Online Battle Arena) pemain hanya bisa mengontrol 1 karakter. Dalam game League Of Legend : Wild Rift ada 40 lebih karakter. Masing-masing variabel pada karakter Wild-Rift mempengaruhi jalannya pertandingan penggunaan algoritma *K-Modes Clustering* untuk menentukan klaster. Penelitian ini menggunakan algoritma *K-Modes Clustering* untuk menentukan klaster berdasarkan *role* dari setiap karakter tanpa melihat tipe masing-masing karakter tersebut. Metode *clustering* dengan cara mengumpulkan data-data setiap karakter yang kemudian di proses dan dikelompokkan untuk mendapatkan data yang optimal dan menentukan karakter yg diinginkan tanpa memaksakan *roleplay*. Hasil dari perhitungan K-modes dievaluasi menggunakan validasi Davies Bouldin Index yang menghasilkan nilai DBI sebesar 0.8200 menunjukkan bahwa algoritma k-modes mencapai pengelompokan yang optimal. Klaster 5 merupakan klaster yang paling sering dipilih dengan karakter bertipe *MarksMan*.

Kata Kunci: *K-modes, wild rift, clustering, dbi*.

## Abstract

*For new players, character selection is a difficult thing when the role you get doesn't match what you want because it will affect the winning factor. Of the various types of games, there is what is called a MOBA (Multiplayer Online Battle Arena) game where players can only control 1 character. In the game League Of Legend: Wild Rift there are more than 40 characters. Each variable in the Wild-Rift character affects the course of the match using the K-Modes Clustering algorithm to determine clusters. This research uses the K-Modes Clustering algorithm to determine clusters based on the role of each character regardless of the type of each character. The clustering method collects data for each character which is then processed and grouped to obtain optimal data and determine the desired character without forcing roleplay. The results of the K-modes calculation are evaluated using the Davies Bouldin Index validation which produces a DBI value of 0.8200 indicating that the k-modes algorithm achieves optimal grouping. Cluster 5 is the most frequently chosen cluster with a MarksMan type character.*

Keyword: *K-Modes, wild-rif, clustering, dbi*.

## 1. Pendahuluan

Perkembangan game di tahun 2022 ini dapat merasakan mudahnya bermain game di smartphone masing-masing dan sepertinya hampir mustahil jika ada orang yang tidak bermain game. Game adalah salah satu karya yang diciptakan oleh manusia dan memiliki banyak aspek yang positif, sejarah game juga mengalami banyak perubahan dari segi desain, grafis hingga sekarang yang menampilkan visual super realistis (Takur 2022). Di tahun 2018-2021 game online juga mengalami perkembangan pesat, dapat dilihat dari game center yang berada di kota-kota besar. Game online sendiri salah satu permainan yang menggunakan jaringan internet dan bisa dimainkan secara multiplayer (Sagara and Masykur 2018). Perkembangan game semakin beragam dan menarik setiap jenis dan genre gamenya memiliki penggemar atau pemain sendiri-sendiri seperti Action Game yang memiliki fitur aksi dan cepat, ada Fighting Game dimana permainan ini bertarung 1 vs 1 dengan musuh, FPS dimana jenis ini hanya tembak-menembak yang digambarkan dengan tangan dan senjata saja, RTS atau Real Time Strategi, TPS, RPG, Racing Game, Sport Game dan Adventure (Mamduh 2021). Dari berbagai macam jenis game ada yang disebut sebagai game MOBA atau Multiplayer Online Battle Arena. Dalam game bergenre MOBA pemain hanya bisa mengontrol 1 karakter yg dipilih sendiri. Salah satu game MOBA tersebut yaitu game League Of Legend : Wild Rift yang dirilis dan dikembangkan oleh *RiotGames* pada 27 Oktober 2020 (wildrift.leagueoflegends.com, 2020).

Disisi lain sebelum permainan dimulai, dalam pemilihan karakter. Dalam game MOBA League Of Legend : Wild Rift ada 40 lebih karakter yang dapat dimainkan dengan 6 tipe yang berbeda yaitu : *Assasin, Fighter, Mage, Marksman, Support, Tank* dan juga setiap karakter memiliki 3 kesulitan mudah, sedang dan sulit (wildrift.leagueoflegend.com, 2020). Diadaptasi dari versi Personal Computernya, Wild-Rift hadir dengan versi mobile dengan desain yang tidak jauh berbeda dari versi pc-nya game ini telah didownload di *Playstore* sebanyak 10 juta kali dan di dimainkan secara kelompok yg terdiri dari 5 orang yang masing-masing memiliki peran dalam menghancurkan Tower musuh atau disebut turret. Pada game Wild Rift ini pemain dituntut untuk membangun strategi dan berusaha berkomunikasi dengan pemain lainnya, karena setiap pemain memiliki peran yang berbeda ada 5 role yang berbeda yaitu : *Tank* sebagai yang memiliki darah banyak dan pertahanan bagi tim, *Support* karakter yang memiliki peran pendukung yang tugasnya mengganggu lawan, *Marksman* atau dikenal sebagai ADC singkatnya Attack Damage Carry yg memiliki peran sebagai penyerang jarak jauh dan mempunyai damage yang tinggi untuk membunuh lawan, ada *Jungle* yang bertugas untuk membunuh makhluk/monster yang ada di hutan untuk buff individu maupun di tim serta membantu teman satu tim dalam perang, dan terakhir ada 2 kategori hero yg biasanya dipakai untuk *Midlaner* yaitu mage atau assasin yang berperan untuk bertarung 1 vs 1 pada area tengah dan menjaga arus monster (Fadillah et al. 2022). League Of Legend : Wild Rift juga memiliki E-Sport atau Elektronik Sport, *RiotGames* membentuk Wild Rift E-Sport dengan tujuan untuk membentuk ekosistem baru yang mandiri dan independent dari League Of Legend PC, dan membuat Wild Rift sebagai mobile E-Sport pertama di ranah global (wildrift.leagueoflegend.com, 2020).

Penelitian ini berfokus pada masalah pemilihan karakter, yang merupakan factor penentu kemenangan dalam game. Permainan akan jauh dari kata kemenangan apabila tim player memilih 5 karakter dengan role yang sama, maka dari itu player wajib menjaga kestabilan role karakter apabila karakter sudah dipilih oleh teman 1 tim dengan

menjaga kestabilan role karakter persentase kemenangan game bisa meningkat. Hasil dari klastering akan membantu pemain untuk memilih karakter yang sesuai dengan kebutuhan tim untuk meraih hasil akhir yang optimal.

Bagi pemain baru yang baru saja mengenal beberapa karakter maka akan mendapat kesulitan ketika role yang didapatkan tidak sesuai yang diinginkan atau diambil pemain lain. Melihat masalah ini maka pemain baru membutuhkan tutorial/panduan dalam memilih karakter yang sesuai dengan kebutuhan tim. Penelitian ini akan menggunakan algoritma. *Clustering* yaitu pengelompokan data-data yang kemudian di proses dan dikelompokkan untuk menentukan data tersebut masuk ke dalam klaster yang mana (Fithri Selva Jumeilah, Dicky Pratama, 2018). *K-Modes Clustering* untuk menentukan klaster-klaster berdasarkan role dari setiap karakter tanpa melihat tipe dari karakter tersebut. Dengan adanya klaster ini diharapkan pemain baru lebih mudah dalam menentukan karakter yang diinginkan. Algoritma *K-Modes* adalah pengembangan dari *K-Means* yang mampu mengelompokkan data kategorikal dan menghasilkan *cluster* yang lebih stabil dibandingkan *K-Means* (Ewin Karman Nduru, Efori Buulolo, Pristiwanto, 2018). Data pada penilitan ini lebih cocok menggunakan *k-modes*, karena banyaknya karakter yang menjadi rebutan player lain atau tidak dapat role yang diinginkan.

Penelitian oleh (Mustofa, 2019) suatu karakter game moba Vainglory sebanyak 43 karakter yang ada memiliki kebutuhan yang berbeda yaitu 3 klaster diantaranya *Carry*, *Captain* dan *Jungler* yang mana di klaster 1 memiliki kategori karakter *hero* dengan HP (*Health Point*) sedang tetapi memiliki regenerasi HP yang sangat tinggi, di klaster 2 yaitu memiliki kategori karakter *hero* dengan HP tinggi tetapi memiliki regenerasi yang rendah ataupun sedang, dan klaster 3 memiliki karakter *hero* dengan HP rendah tetapi memiliki jangkauan serangan yang sangat jauh. Perbandingan penelitian oleh (Mustofa, 2019) terdapat perbedaan karakter seperti "HP tinggi apakah kemungkinan tank?" sedangkan di penelitian ini HP tinggi bisa jadi fighter ataupun support, yang mana penelitian sebelumnya lebih condong ke arah karakter mana yang memiliki hp tinggi dengan regenerasi sangat cepat, karakter mana yang memiliki hp tinggi tetapi memiliki regenerasi rendah ataupun sedang, dan karakter mana yang memiliki serangan jarak jauh. Penelitian ini lebih berfokus kepada pemilihan karakter atau *role* bagi para player baru (*newbie*) dalam memilih karakter lain apabila karakter yang sering dipilih/disukai dipakai oleh player lain ataupun dibanned oleh player lain. Sehingga pemilihan karakter ini sangat berpengaruh pada kemenangan permainan.

## 2. Kajian Pustaka

### 2.1 Wild Rift

League Of Legend : Wild Rift game MOBA 5 vs 5 yang membutuhkan kerjasama team dan strategi untuk menghancurkan turret dan nexus musuh. Pada awal perilisannya hanya memiliki 41 karakter champion dan 3 mode permainan yaitu ranked, pvp, dan mode vs ai. Dari catatan awal Patch 1.0 di tahun 2020 sampai Patch 3.3 di tahun 2022 developer *RiotGames* melakukan pengembangan yang sangat banyak meliputi penambahan karakter, menuntaskan bug, menambah fitur in game, menambah event, mode permainan, dan juga menuntaskan masalah ranked, sinyal, bug, crash wildrift.leagueoflegend.com, 2020).

## 2.2. Data Mining

*Data mining* atau disebut juga *Knowledge Discovery in Database (KDD)* merupakan pengumpulan data, pemakaian data historis untuk menemukan pengetahuan, informasi, keteraturan, pola atau hubungan dalam data yang berukuran besar. *Output* dalam *data mining* dapat dipergunakan sebagai alternatif dalam pengambilan keputusan dimasa yang akan datang (Builolo 2020).

*Data mining* menganalisa sejumlah besar kumpulan data observasi yang menemukan suatu hubungan tidak terduga sehingga bisa merangkum data dengan cara yang baru agar dapat berguna dan mudah dimengerti bagi pengguna (Gustientiedina, Adiya, and Desnelita 2019).

## 2.3. K-Modes Clustering

K-Modes Clustering merupakan pengembangan dari algoritma K-Means. K-Modes Clustering adalah data mining yang diciptakan untuk menghitung data yang bersifat kategorik. Hal inilah yang membedakan penggunaan algoritma k-means dan k-modes. Penggunaan k-means clustering pada jenis data numerik yang pengklasterisasian datanya dilakukan melalui fungsi jarak ecludian serta mean dari data lain. Sedangkan, k-modes clustering dapat melakukan klasterisasi dengan menghitung ukuran perbedaan diantara dua data (Az-zahra et al. 2021). Variabel kategorik adalah salah satu skala pengukuran dari sejumlah kategori. Variabel kategorik terdiri dari 2 tipe yaitu skala nominal dan skala ordinal berdasarkan skala pengukuran. Skala nominal yaitu variabel kategorik yang tidak memiliki nilai. Misalnya, variabel jenis musik yang disukai, variabel jenis kelamin, dan lain-lain. Sedangkan skala ordinal yaitu variabel kategorik yang memiliki urutan nilai. Misalnya, respon terhadap medis (sangat baik, baik, cukup, kurang) (A'yun, Arifandi, and Mukharomah 2022).

Clustering merupakan salah satu metode yang digunakan untuk menganalisa data. Clustering memegang peranan penting dalam memecahkan dan mengelompokkan data (Gustientiedina, Adiya, and Desnelita 2019). Clustering terbagi menjadi 2 klasifikasi, yaitu hierarchial dan nohierarchial clustering. Algoritma clustering hierarchial digunakan untuk mengelompokkan objek secara terstruktur berdasarkan kemiripan sifatnya. Umumnya *clustering* digunakan untuk mengetahui pola kecenderungan suatu data yang bersifat tanpa arahan atau unsupervised (A'yun, Arifandi, and Mukharomah 2022).

## 2.4. Davies Bouldin Index

Davies Bouldin Index (DBI) adalah salah satu cara dalam menganalisa kualitas cluster pada setiap clustering, yang diperkenalkan oleh D.L. Davies dan Donald W. Bouldin sehingga penamaan di metode ini berasal dari gabungan nama di keduanya yaitu Davies-Bouldin. DBI merupakan suatu fungsi rasio yang terdapat dalam cluster sebagai tujuan untuk memisah antar *cluster* (Septiani, Fauzan, and Huda 2022). Bentuk pendekatan DBI yaitu dengan memaksimalkan jarak antar *cluster* 1 dengan yang lain dan meminimalkan jarak antar objek suatu *cluster* (Az-zahra et al. 2021).

Rumus dari Davies Bouldin Index ialah sebagai berikut :

$$DBI = \frac{1}{k} \times \sum_{a=1}^k R_a \quad (1)$$

DBI = Indeks Davies-Bouldin

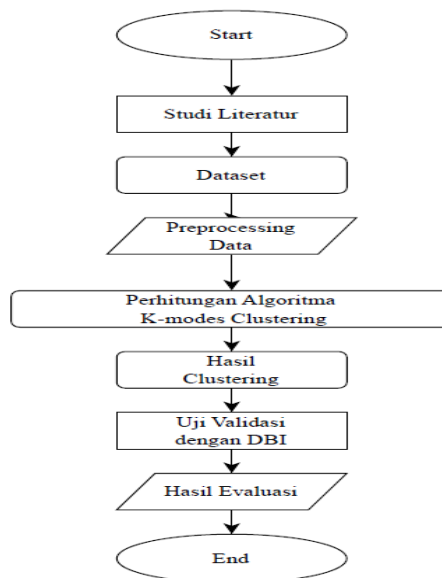
$k$  = jumlah kluster

$Ra$  = ukuran kemiripan antara kluster ke-a dan kluster ke-b

### 3. Metodologi Penelitian

#### 3.1. Tahapan Penelitian

Sebelum membahas atau membuat sistem klusterisasi pada penerapan k-modes dalam klusterisasi karakter game moba wild rift perlu adanya rincian yg teratur. Maka tahap pertama yang perlu dilakukan adalah mengidentifikasi masalah, lalu melakukan pengelompokan dari bermacam-macam data yang dibutuhkan untuk permasalahan pada sistem. Lalu data kemudian di *preprocessing* untuk diterapkan pada perhitungan k-modes *clustering*. Data yang sudah diproses dan dievaluasi oleh sistem apabila hasil akhir dari *cluster* telah selesai atau diperoleh nantinya akan memperoleh hasil dan kesimpulan di akhir.



Gambar 1. Tahapan Penelitian.

#### 3.2. Dataset

Penelitian ini mendapatkan data dari website resmi ataupun diambil secara manual dengan mendownload gamenya dan melihat statistik suatu karakter. Setelah melihat data attribut atau variabel yang akan digunakan pada penelitian ini ada 10 yaitu Hp, Mana, Attack Damage, Attack Range, Armor, Magic Armor, Hp Regen, Mana Regen, Attack Speed, dan Move Speed. (Sebanyak 86 karakter telah hadir di game Wild Rift masing-masing karakter memiliki 18 attribut yang sama dengan nilai yang berbeda.)

Selanjutnya dalam menentukan modus awal yang akan digunakan, dipilihlah 1 karakter yang paling sering dipilih dalam suatu lane atau role dikarenakan ada 5 role karakter yaitu Baron Lane, Jungle, Mid Lane, Marksman, dan Support maka terpilihlah 5 data atau centroid awal.

Tabel 1. Attribut Dataset.

No	Attribut
1	HP
2	MANA
3	ATT DMG
4	ATT RANGE
5	ARMOR
6	MAGIC ARMOR
7	HP REGEN
8	MANA REGEN
9	ATK SPEED
10	MOVE SPEED

Tabel 2. Tabel Dataset pada seluruh karakter Wild Rift.

No	Nama Karakter	Hp	Mana	Att Dmg	Att Range	Armor	Magic Armor	Hp Regen	Mana Regen	Atk Speed	Move Speed
1	AHRI	530	435	52	5,5	30	30	8	18	0,75	330
2	AKALI	620	200	64	1,25	30	38	9	50	0,8	345
3	AKSHAN	620	390	52	5	35	30	9	15	0,7	340
4	ALISTAR	610	645	58	1,25	47	43	9	12	0,8	330
5	AMUMU	700	390	52	1,25	35	38	9	15	0,8	335
....	....	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
82	XIN ZHAO	650	345	58	1,75	35	38	9	12	0,8	345
83	YASUO	570	0	58	1,75	35	38	9	0	0,8	345
84	YUUMI	530	435	58	5	37	35	11	15	0,8	330
85	ZED	700	200	64	1,25	35	38	9	50	0,8	345
86	ZIGGS	570	435	52	5,5	30	30	8	12	0,75	330

### 3.3. Perhitungan Algoritma K-Modes

Tahapan yang *cluster* menggunakan algoritma k-modes adalah sebagai berikut :

1. Menghitung jumlah klaster (k) yang akan dibentuk dari r data. Banyaknya klaster harus lebih sedikit dari banyaknya data ( $k < r$ ).
2. Memilih k modus awal dari data secara acak sebagai pusat klaster (centroid). Jumlah centroid tidak boleh melebihi dari jumlah klaster. Misalnya, jika membentuk 5 klaster, maka centroid tidak boleh 6 atau lebih.
3. Menghitung jarak setiap data (objek) terhadap semua centroid. Jarak dihitung dengan menggunakan ukuran ketidakmiripan sederhana (simple dissimilarity). Asumsikan  $X_1$  dan  $Y_1$  yang nilainya berbeda. Persamaan ukuran ketidakmiripan sederhana dirumuskan pada Persamaan 1 dan Persamaan 2 berikut :

$$d(X_1, Y_1) = \sum_{j=1}^m \delta(x_j, y_j) \tag{2}$$

Keterangan:

$d$  = simple dissimilarity

$y$  = nilai fitur ke-j

$x$  = nilai fitur ke-j

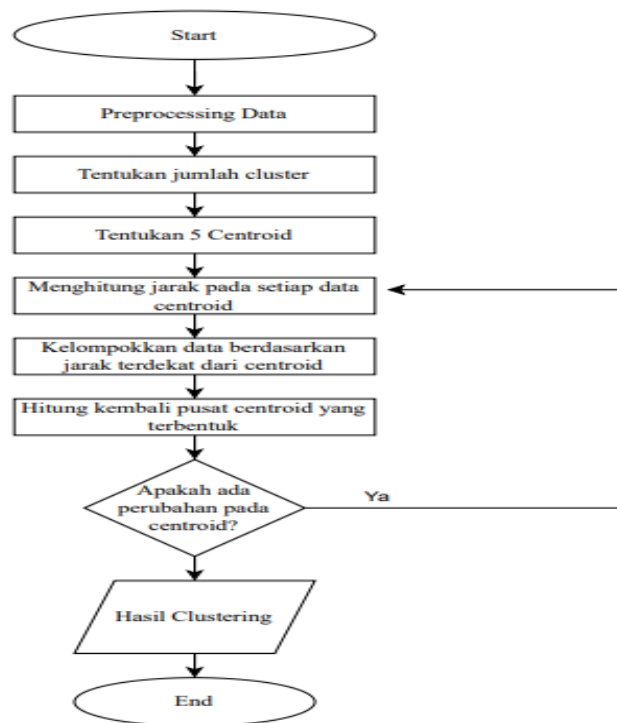
$m$  = jumlah fitur

di mana

$$\delta(x_j, y_j) = \begin{cases} 0 & (x_j = y_j) \\ 1 & (x_j \neq y_j) \end{cases} \tag{3}$$

$X_j$  adalah nilai dari variabel ke- $j$  pada objek  $X_1$  dan  $Y_j$  adalah nilai dari variabel ke- $j$  objek  $Y_1$

4. Mengalokasikan objek data berdasarkan jarak terdekat ke centroid dengan rumus simple dissimilarity. Update tiap modus cluster setelah siap dialokasikan.
5. Setelah data dialokasikan periksa kembali nilai dissimilarity tiap objek terhadap modus. Selanjutnya perbarui centroid masing-masing cluster berdasarkan modus dari setiap objek yang terbentuk.
6. Mengulangi langkah ke 3 sampai tidak ada objek yang berpindah cluster.



Gambar 2. Flowchart Perhitungan K-Modes.

### 3.4. Perhitungan Validasi Menggunakan Davies Bouldin Index

Formula yang digunakan untuk menghitung Davies Bouldin Index Sebagai Berikut :

$$S_a = \left[ \frac{1}{n_a} \sum_{T_i \in c_a, i=1}^{n_a} (d(T_i, V_a))^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

Keterangan

$n_a$  = banyaknya anggota klaster ke- $a$

$c_a$  = klaster ke- $a$

$T_i$  = anggota ke- $i$  pada klaster ke- $a$

$V_a$  = centroid klaster ke- $a$

$d(T_i, V_a)$  = jarak dari anggota ke- $i$  pada klaster ke- $a$  ( $T_i$ ) dengan centroid klaster ke- $a$  ( $V_a$ )

Nilai  $d(T_i, V_a)$  dihitung menggunakan ukuran ketidaksamaan percocokan sederhana yang dapat dijabarkan sebagai berikut :

$$d(T_i, V_a) = \sum_{j=1}^n \delta(x_{ij}, v_{aj}) \tag{5}$$

dengan

$$\delta(x_{ij}, v_{aj}) = \begin{cases} 0 & x_{ij} = v_{aj} \\ 1 & x_{ij} \neq v_{aj} \end{cases} \tag{6}$$

Keterangan :

- $x_{ij}$  = nilai dari variabel ke-j pada T ke-i
- $v_{aj}$  = nilai ke-j pada centroid kluster ke-a
- N = numlah variabel

Formula untuk mencari nilai ukuran ketidakmiripan juga menggunakan percocokan sederhana untuk menghitung jarak *centroid* ke kluster a maupun jarak *centroid* ke kluster b sebagai berikut :

$$d(V_a, V_b) = \sum_{j=1}^n \delta(v_{aj}, v_{bj}) \tag{7}$$

dengan

$$\delta(v_{aj}, v_{bj}) = \begin{cases} 0 & v_{aj} = v_{bj} \\ 1 & v_{aj} \neq v_{bj} \end{cases} \tag{8}$$

## 4. Hasil dan Pembahasan

### 4.1. Preprocessing

Dalam preprocessing akan menggunakan formula atau rumus (2). Maka akan dalam perhitungan pertama akan disebut Iterasi I.

Penelitian ini merujuk pada suatu jurnal, yang mengatakan bahwa setiap role game moba selalu ada karakter yang paling banyak dipilih.

Tabel 3. Pemilihan Data pada karakter wild rift berdasarkan pick terbanyak dalam setiap role.

No	Nama Karakter	Hp	Mana	Att Dmg	Att Range	Armor	Magic Hp	Armor Regen	Mana Regen	Atk Speed	Move Speed
1	BRAUM	610	300	58	1,25	52	43	9	12	0,8	300
2	DARIUS	610	345	70	1,75	45	38	8	9	0,73	340
3	AHRI	530	435	52	5,5	30	30	8	18	0,75	330
4	LEE SIN	670	200	64	1,25	35	38	11	50	0,8	345
5	VARUS	530	390	58	5,75	35	30	6	12	0,75	330

Pada tabel 3 menunjukkan centroid awal yang akan digunakan untuk perhitungan *cluster*.

Tabel 4. Tabel Hasil Iterasi 1 pada seluruh karakter Wild Rift.

Data Ke-i	Daftar Kluster	Anggota:Hp	Mana	Att Dmg	Att Range	Armor	Magic Hp	Armor Regen	Mana Regen	Atk Speed	Move Speed
4	1	610	645	58	1,25	47	43	9	12	0,8	330
9	1	650	300	58	1,25	52	43	9	12	0,8	325



11	1	610	300	58	1,25	52	43	9	12	0,8	300
16	1	570	435	52	1,5	40	38	9	12	0,8	345
19	1	660	390	58	1,25	40	38	9	12	0,8	340
....	....	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
15	2	610	345	70	1,75	45	38	8	9	0,73	340
23	2	660	345	58	1,75	30	38	8	18	0,8	335
25	2	670	0	64	1,75	45	38	8	0	0,8	340
28	2	680	345	64	2	40	38	9	15	0,8	340
32	2	660	345	52	1,25	45	35	8	9	0,91	335
....	....	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1	3	530	435	52	5,5	30	30	8	18	0,75	330
6	3	530	435	52	6,25	30	30	8	12	0,75	330
8	3	570	435	52	5,5	33	31	9	10	0,75	325
10	3	530	435	58	5,5	30	30	8	12	0,75	340
14	3	620	435	52	5,5	35	30	6	9	0,75	325
....	....	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
2	4	620	200	64	1,25	30	38	9	50	0,8	345
5	4	700	390	52	1,25	35	38	9	15	0,8	335
13	4	650	390	58	1,25	40	38	11	15	0,8	340
17	4	650	0	58	1,25	35	38	21	0	0,8	345
20	4	570	345	64	1,25	45	38	11	15	0,8	335
....	....	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
3	5	620	390	52	5	35	30	9	15	0,7	340
7	5	620	345	58	6	35	30	6	9	0,75	325
12	5	620	345	58	6,5	35	30	6	12	0,75	325
21	5	590	390	58	5,5	30	30	6	9	0,75	325
33	5	620	390	60	5,5	35	30	6	9	0,66	330

Pada Tabel 4 menunjukkan pada hasil iterasi 1 bahwa banyak data ke-i sudah memiliki kelompok kluster sementara. Sebanyak 5 kluster sudah peneliti tentukan yang berisi kluster pertama adalah karakter bertipe Support, kluster kedua bertipe Baron Lane, kluster ketiga bertipe Mid Lane, kluster keempat bertipe Jungle, dan kluster kelima bertipe Marksman. Untuk jumlah anggotanya pada kluster pertama terhitung sebanyak 15 data, di kluster kedua terhitung sebanyak 9 data, di kluster ketiga terhitung sebanyak 26 data, di kluster keempat terhitung sebanyak 22 data, dan di kluster kelima terhitung sebanyak 14 data. Iterasi akan dilanjutkan menggunakan modus yang didapat dari centroid baru.

Penghitungan bisa dikatakan selesai apabila tidak ada anggota yang berubah atau berpindah pada kluster lain.

Tabel 5. Tabel Hasil Iterasi 4 pada seluruh karakter Wild Rift.

Data Ke-i	Daftar Kluster	Anggot:Hp	Mana	Att Dmg	Att Range	Armor	Magic Hp	Armor Regen	Mana Regen	Atk Speed	Move Speed
4	1	610	645	58	1,25	47	43	9	12	0,8	330
9	1	650	300	58	1,25	52	43	9	12	0,8	325
11	1	610	300	58	1,25	52	43	9	12	0,8	300
16	1	570	435	52	1,5	40	38	9	12	0,8	345
17	1	650	0	58	1,25	35	38	21	0	0,8	345
....	....	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
15	2	610	345	70	1,75	45	38	8	9	0,73	340
20	2	570	345	64	1,25	45	38	11	15	0,8	335
23	2	660	345	58	1,75	30	38	8	18	0,8	335
25	2	670	0	64	1,75	45	38	8	0	0,8	340
28	2	680	345	64	2	40	38	9	15	0,8	340
....	....	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1	3	530	435	52	5,5	30	30	8	18	0,75	330
6	3	530	435	52	6,25	30	30	8	12	0,75	330

8	3	570	435	52	5,5	33	31	9	10	0,75	325
10	3	530	435	58	5,5	30	30	8	12	0,75	340
18	3	660	480	70	5,5	35	30	8	15	0,75	330
....	....	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
2	4	620	200	64	1,25	30	38	9	50	0,8	345
5	4	700	390	52	1,25	35	38	9	15	0,8	335
13	4	650	390	58	1,25	40	38	11	15	0,8	340
26	4	700	390	70	1,25	40	38	6	15	0,8	330
31	4	650	390	64	1,25	40	38	12	12	0,73	345
....	....	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
3	5	620	390	52	5	35	30	9	15	0,7	340
7	5	620	345	58	6	35	30	6	9	0,75	325
12	5	620	345	58	6,5	35	30	6	12	0,75	325
14	5	620	435	52	5,5	35	30	6	9	0,75	325
21	5	590	390	58	5,5	30	30	6	9	0,75	325

Pada tabel 5 menunjukkan iterasi selesai dikarenakan tidak adanya perubahan yang berbeda di iterasi ke 3. Dengan anggota kluster pertama sebanyak 24 data, anggota kluster kedua sebanyak 12 data, anggota kluster ketiga sebanyak 20 data, anggota kluster keempat sebanyak 15 data, dan anggota kluster kelima sebanyak 15 data.

Menurut jurnal (Septiani, Fauzan, and Huda 2022) untuk menyamaratakan perhitungan atribut maka nilai harus di ubah ke desimal berikut formulanya :

$$x^i = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (9)$$

Berdasarkan rumus (9) maka diperoleh hasil perhitungan pada tabel 6.

Tabel 6. Tabel Hasil normalisasi pada seluruh karakter.

Data Ke-	Daftar Kluster	AnggotaHp	Mana	Att Dmg	Att Range	Armor	MagicArmor	AHp Regen	Mana Regen	Atk Speed	Move Speed
4	1	0,471	1,000	0,500	0,000	0,773	1,000	0,200	0,240	0,439	0,526
9	1	0,706	0,465	0,500	0,000	1,000	1,000	0,200	0,240	0,439	0,439
11	1	0,471	0,465	0,500	0,000	1,000	1,000	0,200	0,240	0,439	0,000
16	1	0,235	0,674	0,250	0,048	0,455	0,615	0,200	0,240	0,439	0,789
17	1	0,706	0,000	0,500	0,000	0,227	0,615	1,000	0,000	0,439	0,789
....	....	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
15	2	0,471	0,535	1,000	0,095	0,682	0,615	0,133	0,180	0,268	0,702
20	2	0,235	0,535	0,750	0,000	0,682	0,615	0,333	0,300	0,439	0,614
23	2	0,765	0,535	0,500	0,095	0,000	0,615	0,133	0,360	0,439	0,614
25	2	0,824	0,000	0,750	0,095	0,682	0,615	0,133	0,000	0,439	0,702
28	2	0,882	0,535	0,750	0,143	0,455	0,615	0,200	0,300	0,439	0,702
....	....	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1	3	0,000	0,674	0,250	0,810	0,000	0,000	0,133	0,360	0,317	0,526
6	3	0,000	0,674	0,250	0,952	0,000	0,000	0,133	0,240	0,317	0,526
8	3	0,235	0,674	0,250	0,810	0,136	0,077	0,200	0,200	0,317	0,439
10	3	0,000	0,674	0,500	0,810	0,000	0,000	0,133	0,240	0,317	0,702
18	3	0,765	0,744	1,000	0,810	0,227	0,000	0,133	0,300	0,317	0,526
....	....	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
2	4	0,529	0,310	0,750	0,000	0,000	0,615	0,200	1,000	0,439	0,789
5	4	1,000	0,605	0,250	0,000	0,227	0,615	0,200	0,300	0,439	0,614
13	4	0,706	0,605	0,500	0,000	0,455	0,615	0,333	0,300	0,439	0,702
26	4	1,000	0,605	1,000	0,000	0,455	0,615	0,000	0,300	0,439	0,526
31	4	0,706	0,605	0,750	0,000	0,455	0,615	0,400	0,240	0,268	0,789
....	....	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
3	5	0,529	0,605	0,250	0,714	0,227	0,000	0,200	0,300	0,195	0,702
7	5	0,529	0,535	0,500	0,905	0,227	0,000	0,000	0,180	0,317	0,439

12	5	0,529	0,535	0,500	1,000	0,227	0,000	0,000	0,240	0,317	0,439
14	5	0,529	0,674	0,250	0,810	0,227	0,000	0,000	0,180	0,317	0,439
21	5	0,353	0,605	0,500	0,810	0,000	0,000	0,000	0,180	0,317	0,439

Pada tabel 6 menunjukkan hasil dari penyamarataan nilai pada atribut karakter.

#### 4.2. Perhitungan Validasi Menggunakan Davies Bouldin Index

Menurut jurnal (Az-zahra et al. 2021), penentuan *cluster* yang optimal ketika menggunakan validasi Davies Bouldin Index adalah  $K = 2$ . Jadi dengan menggunakan rumus (8) akan dilakukan penghitungan centroid sementara dengan 2 kali iterasi.

A. Tentukan centroid kluster 1 untuk iterasi 1 dan kluster 2 untuk iterasi 2.

Tabel 7. Centroid Acak

Data i	Ke-Daftar Kluster	Anggot:Hp	Mana	Att Dmg	Att Range	Armor	MagicArmor	AHp Regen	Mana Regen	Atk Speed	Move Speed
1	1	0,000	0,674	0,250	0,810	0,000	0,000	0,133	0,360	0,317	0,526
2	1	0,529	0,310	0,750	0,000	0,000	0,615	0,200	1,000	0,439	0,789
85	2	1,000	0,310	0,750	0,000	0,227	0,615	0,200	1,000	0,439	0,789
86	2	0,235	0,674	0,250	0,810	0,000	0,000	0,133	0,240	0,317	0,526

B. Hitung jarak masing-masing anggota kluster terhadap centroid masing-masing kluster.

$$d(x,y) = \sqrt{(0.000 - 0.000)^2 + (0.674 - 0.674)^2 + (0.250 - 0.250)^2 + (0.810 - 0.810)^2 + dst..}$$

Tabel 8. Tabel Hasil Iterasi 1 pada anggota cluster dengan kluster 1.

Data Ke	Daftar Anggota Kluster	C1	C2	Jarak Terdekat
1	1	0	1,481626433	0
3	1	1,481626433	0	0
6	1	0,632109757	1,354441547	0,632109757
7	1	1,635881815	1,390626386	1,390626386
....	....	...	...	...
2	2	1,481626433	0	0
4	2	0,632109757	1,354441547	0,632109757
5	2	1,635881815	1,390626386	1,390626386
9	2	1,456419799	1,063324274	1,063324274
Jumlah Kedekatan				71,78499787

Pada tabel 8 menunjukkan hasil iterasi 1 anggota kluster 1 dan 2 memiliki jumlah nilai kedekatan sebanyak 71.784.

Tabel 9. Tabel Hasil Iterasi 2 pada anggota cluster dengan kluster 2.

Data Ke	Daftar Anggota Kluster	C1	C2	Jarak Terdekat
2	1	0,522595618	1,472903684	0,522595618
4	1	1,382415125	1,579752939	1,382415125
5	1	0,926041215	1,306113976	0,926041215
9	1	1,272318138	1,734964198	1,272318138

....	....	...	...	...
1	2	1,722380029	0,264127473	0,264127473
3	2	1,41573737	0,453642061	0,453642061
6	2	1,840188481	0,275266208	0,275266208
7	2	1,543428116	0,508203517	0,508203517
Jumlah Kedekatan				67,64240334

Pada tabel 9 menunjukkan hasil iterasi ke 2 anggota kluster 1 dan 2 memiliki jumlah nilai kedekatan sebanyak 67.642.

C. Hitung ukuran kemiripan antara kluster 1 dan kluster 2

$$R = \frac{s_1 + s_2}{d(v^1, v^2)} \quad (10)$$

$$R = \frac{71.784 - 67.642}{2} = 2.071$$

Gambar 1. Hasil dari total ukuran kemiripan antara kluster 1 dan 2

D. Matriks R

Tabel 9. Hasil Matriks 2x2.

Kluster	Centroid	
	1	2
1	0	2.0710
2	2.0710	0

E. Menghitung Davies Bouldin Index

Hasil perhitungan DBI adalah 2.0710 yang didapatkan dari  $R = \frac{1}{2} \times (2.0710 + 2.0710)$ . Sehingga di dapat hasil yang sama diantara lainnya.

Tabel 10. Hasil 5 Cluster nilai DBI.

K	DBI
1 (Support)	1.2566
2 (Baron Lane)	1.3904
3 (Mid Lane)	1.0624
4 (Jungle)	1.3208
5 (Marksman)	0.8200

Pada tabel 10 dapat dilihat bahwa DBI terkecil dimiliki oleh k=5 yaitu marksman dengan nilai sebesar 0.8200.

## 5. Kesimpulan

Berdasarkan algoritma K-Modes merupakan algoritma dengan metode partisi *clustering* dengan tujuan untuk mengelompokkan data menjadi kluster. Hasil pengelompokkan menggunakan algoritma k-modes untuk analisis karakter game wild rift yang berjumlah sebanyak 86 karakter dan terdiri atas 10 atribut, bisa dilihat pada tabel 5 data diolah menggunakan algoritma k-modes clustering. Berdasarkan hasil analisis penelitian ini dapat disimpulkan bahwa hasil *cluster* yang lebih optimal dalam mengelompokkan karakter-karakter pada wild rift. Dari hasil evaluasi menggunakan

DBI menunjukkan klaster 5 memiliki nilai terkecil dan optimal dengan nilai sebesar 0,8200 karakter dari marksman mendapatkan hasil yang sering dipilih oleh pemain, diikuti oleh mid lane, support, jungle, dan baron lane. Berdasarkan hal tersebut disarankan bagi pemain untuk mempelajari karakter marksman ataupun mid lane yang paling sering dipilih terbanyak kedua sehingga memperbanyak kesempatan menang pada tiap pertandingan.

## Daftar Pustaka

- A'yun, Qurrota, Wiguna Yanas Arifandi, and Hanik Muhimatul Mukharomah. 2022. "Penerapan Data Mining Terhadap Efek Samping Pasca Vaksinasi Covid-19 Menggunakan Algoritma K-Modes Clustering." *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan* 6(1): 32–38.
- Az-zahra, Alyeska Astri et al. 2021. "Penerapan Algoritma K-Modes Clustering Dengan Validasi Davies Bouldin Index Pada Pengelompokan Tingkat Minat Belanja Online Di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta." *Jurnal MSA ( Matematika dan Statistika serta Aplikasinya )* 9(1): 24.
- Buulolo, Efori. 2020. *Data Mining Untuk Perguruan Tinggi*. Deepublish.
- Fadillah, Adam Achmad et al. 2022. "KONSEP DIRI PELAKU TRASH-TALKING DI GAME LEAGUE OF LEGEND : WILDRIFT."
- Gustientiedina, Gustientiedina, M. Hasmil Adiya, and Yenny Desnelita. 2019. "Penerapan Algoritma K-Means Untuk Clustering Data Obat-Obatan." *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi* 5(1): 17–24.
- Ho, Savannah, and Leo Faria. 2021. "DEV: WILD RIFT ESPORTS." *wildrift.leagueoflegend.com*. <https://wildrift.leagueoflegends.com/id-id/news/dev/dev-wild-rift-esports/> (August 30, 2022).
- Mamduh, Naufal. 2021. "Jenis-Jenis Game Populer, Kelebihan Dan Kekurangannya." *telset.id*. <https://telset.id/games/jenis-jenis-game-kelebihan-kekurangannya/> (August 29, 2022).
- Mustofa, Mustofa. 2019. "Penerapan Algoritma K-Means Clustering Pada Karakter Permainan Multiplayer Online Battle Arena." *Jurnal Informatika* 6(2): 246–54.
- Raffi Danendra Athallah, Ahmad Arrio Irawan, Laras Elza Devila, Saifur Rohman Cholil. 2022. "Implementasi Algoritma K-Means Untuk Menganalisa Pemain Video Game Mobile Legend Untuk Mengetahui Tipe Hero Dan Role Yang Sering Digunakan." *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)* 6(3): 261–68.
- Sagara, Satria, and Achmad Mujab Masykur. 2018. "Gambaran Online Gamer." *Empati* 7(2): 418–24.
- Septiani, Ike Wahyu, Abd. Charis Fauzan, and Muhamat Maariful Huda. 2022. "Implementasi Algoritma K-Medoids Dengan Evaluasi Davies-Bouldin-Index Untuk Klasterisasi Harapan Hidup Pasca Operasi Pada Pasien Penderita Kanker Paru-Paru." *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)* 3(4): 556.
- Takur, Tupac. 2022. "Sejarah Game Dan Perkembangannya Hingga Sekarang." *sobatgame.com*. <https://sobatgame.com/sejarah-game/> (August 29, 2022).
- Yogatama, I Ketut Sidharta, Agi Putra Kharisma, and Lutfi Fanani. 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): 2558–66. <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/4742>.