

# Penerapan Algoritma K-Means Clustering pada Karakter Permainan Multiplayer Online Battle Arena

Mustofa

STMIK Nusa Mandiri  
e-mail: mustofa.campus@gmail.com

## Abstrak

Salah satu teknologi di bidang hiburan yang berkembang dengan cepat dan begitu populer di masyarakat adalah video game. Bahkan Esport (kompetisi video game) yang semakin menerima pengakuan industri sebagai hiburan olahraga. Dalam pembahasan esport pasti akan muncul pembahasan tentang faktor-faktor yang mempengaruhi peluang untuk menang. Berbagai studi telah melakukan penelitian mengenai hal ini. Akan tetapi belum ada yang membahas pengelompokan karakter berdasarkan karakteristik yang dimiliki tanpa melihat role play default dari developer sebagai panduan untuk memilih hero alternatif agar komposisi role play dalam permainan tetap terjaga namun karakter yang digunakan tetap sesuai dengan keinginan player. Untuk itulah penelitian ini menyusun pengklasteran terhadap hero pada video game Vainglory menggunakan algoritma k-means. Dari hasil penelitian yang dilakukan didapatkan tiga kluster karakter hero yang memiliki karakteristik yang dekat. Kluster pertama terdiri dari hero dengan regenerasi HP yang cepat dengan karakteristik serangan jarak dekat. Kluster kedua memiliki karakter hero dengan HP yang tinggi dan pertahanan yang mumpuni dengan damage yang tinggi. Kluster ketiga mengumpulkan karakter hero dengan HP dan pertahanan rendah namun memiliki keunggulan dari jangkauan serangan yang luas.

**Kata Kunci:** Vainglory, Video Game, Role play, Pengklasteran

## Abstract

*Video game is one of the technologies that was quickly developed and popular in the community. Actually Esport (competition video games) which increasingly gets industry recognition as sports entertainment. In the esport discussion, will certainly arise about the factors that influence the of win chance. Various studies research on this subject. However, no one discusses character grouping based on the given characteristics without seeing the default role play of the developer as a guide to choose alternative heroes, so composition of role play in the game can still be played but according to the character used remains in accordance with the desired player. This research tried to compile cluster of heroes in Vainglory video games using the k-means algorithm. The results of the research conducted three clusters of characters were obtained which had similar characteristics. The first cluster consists of heroes with rapid HP regeneration with characteristics of melee attacks. The second cluster has a hero character with high HP and a defense that is capable of high damage. Cluster wins a collection of hero characters with low HP and defense but has the advantage of a wide range of attacks.*

**Keywords:** Vainglory, Video Game, Role play, Clustering

## 1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi yang sangat cepat dan masif telah mengantarkan kita pada masa dimana manusia selalu menggunakan teknologi di hampir setiap lini kehidupan. Pekerjaan, pendidikan, sosial, pemerintahan, bahkan sampai hiburanpun telah menggunakan teknologi untuk memikat para penggemarnya.

Salah satu teknologi di bidang hiburan yang berkembang dengan cepat dan begitu populer di masyarakat adalah

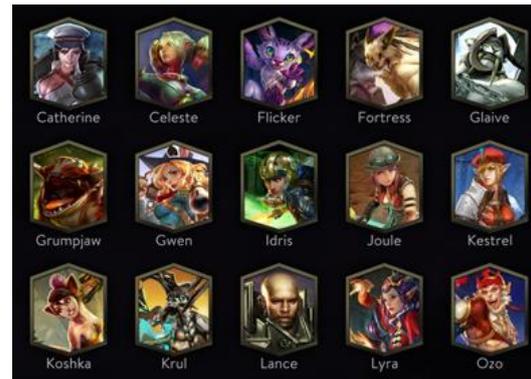
*video game.* Perkembangan *video game* belakangan ini sangatlah pesat, dibuktikan dengan pendapatan *video game* global yang terus meningkat dan diprediksi akan terus meningkat sampai 2021 (newzoo, 2018). *Video game* yang digemari oleh berbagai kalangan pun semakin menjamur disaat teknologi telah menghadirkan kemudahan akses. *Video game* yang dulu hanya dapat dimainkan di *game center*, komputer, *console* atau perangkat lain yang kurang fleksibel sekarang telah berevolusi.

*Video game* sekarang juga telah hadir dalam perangkat yang erat dengan manusia, yaitu perangkat seluler. Ini membuat *video game* dapat dimainkan kapanpun dan dimanapun tanpa membutuhkan perangkat khusus gaming.

Populernya *video game* pada saat ini menciptakan sebuah ajang olahraga baru yang biasa disebut dengan istilah *esport*. *Esport* merupakan kompetisi *video game* yang semakin menerima pengakuan industri sebagai hiburan olahraga. Kompetisi *video game* telah dilembagakan dengan pembentukan badan pengatur nasional dan internasional (Seo, 2013). Salah satu *video game* yang memiliki ajang *esport* yang cukup populer adalah *Vainglory*. *Vainglory* merupakan *video game* bergenis MOBA (*Multiplayer Online Battle Arena*). MOBA merupakan permainan yang bersifat *real time* yang dimainkan dengan kerjasama tim (Abdul, Putra, & Komarudin, 2017).

Dalam pembahasan *esport* pasti akan muncul pembahasan tentang faktor-faktor yang mempengaruhi peluang untuk menang. Contohnya penelitian yang mengemukakan bahwa perbedaan jenis kelamin dapat mempengaruhi gaya bermain dan merubah hasil permainan (Ratan, Taylor, Hogan, Kennedy, & Williams, 2015). Selain itu terdapat juga pembahasan mengenai faktor perbedaan kebudayaan antara timur dan barat dalam segi permainan (Chen, 2014). Kedua studi tersebut membahas tentang faktor di luar permainan.

Selain itu juga telah dilakukan studi yang berkaitan dengan faktor yang ada dalam permainan (*in-game*). Seperti studi yang membahas pentingnya kemampuan pemain dalam mempengaruhi tingkat keberhasilan misi dan kemenangan akhir (Reeves, Brown, & Laurier, 2009). Pengaruh kestabilan server terhadap permainan pemain yang memiliki kemampuan (Annitage, 2003). Serta studi terhadap faktor KDA (*kill, death, Assist*) serta pendapatan emas yang juga merepresentasikan kemampuan dari seorang pemain dikombinasikan dengan komunikasi antar anggota tim (Leavitt, Keegan, & Clark, 2016).



Gambar 1. *Hero Vainglory*  
Sumber: Vainglory(2017)

Disisi lain yang perlu diperhatikan adalah faktor sebelum permainan dimulai, yaitu pemilihan karakter. Dalam *video game* MOBA, terutama pada *Vainglory* pemilihan 5 kombinasi karakter dari 43 karakter yang dapat dimainkan sangatlah penting. Karena setiap karakter memiliki atribut yang unik, *skill set* yang berbeda dan *item build* yang berbeda. Memilih kombinasi karakter yang kuat dan memiliki *role play* yang lengkap merupakan tantangan bagi para pemain baru yang membutuhkan pengetahuan lanjut dan pengalaman (Wang, 2016).



Gambar 2. *Item Vainglory*  
Sumber: Vainglory(2017)

Penelitian ini akan fokus pada masalah pemilihan karakter, yang merupakan salah satu faktor penting dalam menentukan kemenangan. Dalam permainan *Vainglory* terdapat tiga buah *roles*, yaitu *captain*, *carry* dan *jungler*, dimana kelengkapan dari ketiga *role* tersebut sangat dibutuhkan. Dalam *Vainglory* setiap permainan terdapat 3 slot untuk *carry*, 1 *captain* dan 1 *jungler*. Bagi pemain baru yang baru mengenal beberapa karakter saja maka akan mendapatkan masalah ketika slot dari karakter yang dia kenal tidak dapat dimainkan atau diambil pemain lain.

Karakter pada permainan ini kategorikan dalam beberapa kelas yang berbeda, yaitu *Assasin*, *Mage*, *Protector*, *Sniper* dan *Warrior*. Setiap kategori memiliki peran masing-masing dalam permainan. Jika dilihat lebih dalam karakter *hero* pada *video game Vainglory* juga memiliki karakteristik yang berbeda meskipun dalam kategori yang sama. Permainan *video game* ber-genre MOBA yang dinamis memberikan kesempatan bagi para pemain untuk memainkan karakter pilihannya tidak pada *role* yang semestinya dengan mengeksplor karakteristik masing-masing karakter. Permainan dalam *video game* ini semakin dinamis dengan adanya item-item yang dapat ditambahkan dalam karakter. Pembangunan item ini juga sangat mempengaruhi karakteristik karakter *hero* yang dimainkan. Hal ini membuat *role* semakin bias.

Melihat permasalahan ini maka pemain baru akan membutuhkan panduan untuk menemukan karakter yang memiliki *role* yang sesuai dengan kebutuhan tim, tetapi memiliki karakteristik sesuai dengan karakter yang dikuasai oleh pemain. Pengelompokan seperti ini belum tersedia pada *video game* ini, karena dalam kebanyakan *video game* berbasis MOBA biasanya mengklasifikasikan karakter dengan menggunakan *role play*.

Sejauh pengetahuan peneliti studi terkait yang paling dekat adalah penelitian yang dilakukan oleh (Morillo-Baro, Reigal, & Hernández-Mendo, 2017) dimana mereka menyusun permodelan klastering untuk karakter pemain sepak bola dalam *video game* FIFA. Namun permodelan ini tidak dapat diterapkan pada kasus yang terdapat pada *video game* MOBA karena *roleplay* yang sangat berbeda. (Abdul et al., 2017) Juga pernah melakukan penelitian yang sama untuk *video game* DOTA yang sistemnya hampir sama dengan *vainglory*. Hanya saja *role play* yang ada pada *video game* ini lebih variatif dan kompleks. Sehingga permodelan tidak bisa digunakan pada *video game Vainglory*.

Untuk itu penelitian ini akan mencoba menerapkan algoritma *K-Means clustering* dalam menemukan klaster karakter berdasarkan atribut-atribut yang menentukan karakteristik dari setiap karakter tanpa melihat *role play* yang sudah ditetapkan oleh *developer*. Dengan adanya klaster ini pemain baru akan lebih mudah menentukan karakter lain yang mirip

dengan karakter sebelumnya namun sesuai dengan *role* yang sesuai komposisi tim.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data dari *website* resmi *Vainglory*. Saat penelitian ini dilakukan didapatkan karakter *hero* dalam *website* resmi berjumlah 43 karakter. Setiap karakter memiliki 10 atribut yaitu *Hit Point* (HP), *HP regeneration*, *Energy Point* (EP), *EP Regeneration*, *Damage*, *Attack Speed*, *Armor*, *Shield*, *Attack Range* dan *move speed*. Selain itu juga dalam *video game* ini karakter juga bias dikelompokkan dalam karakter dengan serangan jarak dekat dan jauh. Atribut-atribut diatas akan dijadikan fitur penelitian ini.

Peneliti juga melakukan tinjauan pustaka dari berbagai sumber sebagai referensi dan acuan dalam melakukan penelitian ini. Adapun sumber referensi yang diambil dari jurnal ilmiah, buku, *report* penelitian dan sumber bacaan lainnya.

Pengumpulan data juga dilakukan saat melakukan penelitian terhadap hasil dari setiap percobaan untuk dijadikan sebagai acuan dalam melakukan tahap penelitian selanjutnya

### 2.1. Data Mining

*Data mining* merupakan salah satu topik penelitian yang telah lama diteliti. *Data mining* adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu (Yuli, 2017). Dimulai dari beberapa disiplin ilmu yang berbeda untuk meningkatkan kinerja dari Teknik sebelumnya untuk menangani beberapa hal. salah satunya adalah untuk menangani data yang heterogen dan berbeda sifat (Maulana & Fajrin, 2018).

*Data mining* merupakan salah satu bidang ilmu yang cukup luas, sehingga *data mining* dapat dikelompokkan dalam beberapa bidang, diantaranya deskripsi yang merupakan Teknik bagaimana untuk menggambarkan pola dari sebuah data serta memaparkan kecenderungan yang ada pada data yang dimiliki. *Data mining* juga digunakan untuk estimasi, dalam *data mining* estimasi bekerja dengan membangun model menggunakan *record* dari keseluruhan data yang menghasilkan nilai dari target sebagai nilai prediksi. Selain itu *data mining* juga digunakan untuk

menebak sebuah nilai yang belum diketahui, maupun untuk menebak nilai untuk masa yang akan datang dari *record* data yang dimiliki, hal ini biasa disebut dengan prediksi. Selain itu *data mining* juga bisa digunakan untuk memperlihatkan asosiasi. Asosiasi lebih condong kepada melihat pola hubungan dari beberapa objek untuk dianalisa dan disimpulkan

Klasifikasi juga dapat dilakukan menggunakan *data mining*. Dalam klasifikasi yang sangat menonjol adalah adanya variabel kategori yang membedakan kelompok satu dan lainnya berdasarkan kategori tersebut. Penelitian ini akan menggunakan pengklasteran. Pengklasteran hampir sama dengan klasifikasi, yang membedakan adalah dalam *clustering* tidak ada atribut kelas atau kategori. *Clustering* menentukan pengelompokan data berdasarkan kemiripan pada atribut-atribut yang dimiliki.

## 2.1. Data Mining

*Clustering* merupakan salah satu teknik dari salah satu fungsionalitas data mining, algoritma clustering merupakan algoritma pengelompokan sejumlah data menjadi kelompok-kelompok data tertentu (Sibuea & Safta, 2017). *Clustering* membagi data ke dalam kelompok-kelompok data yang mempunyai karakteristik yang identik (Asroni, 2015). *Clustering* memegang peranan penting dalam berbagai penerapan *data mining* seperti eksplorasi data, akses informasi dan sebagainya. Teknik clustering memiliki penggunaan yang luas dan saat ini memiliki kecenderungan yang semakin meningkat seiring dengan jumlah data yang terus berkembang (Sharma & Rani, 2012). Salah satu algoritma yang sering digunakan dalam *data mining* adalah *K-Means*. *K-means clustering* adalah metode data *clustering* non-hirarki yang membagi data data dalam bentuk satu atau lebih kelompok. *K-Means* dapat dimanfaatkan untuk mengelompokkan data dengan memperhitungkan kemiripan data dalam satu kluster dan meminimalkan kesamaan data antar kluster.

Langkah awal dalam algoritma *k-means* adalah dengan menentukan jumlah cluster sesuai dengan kasus penelitian. Dalam menentukan jumlah kluster harus dipikirkan secara mendalam agar sesuai dengan tujuan. Dilanjutkan dengan menginisiasikan *k* pusat atau yang lebih

dekenal dengan sebutan *centroid* yang digunakan untuk mengukur kemiripan. Ukuran kemiripan dalam kluster menggunakan fungsi jarak antara masing-masing data terhadap *centroid*. Menentukan *centroid* awal sebagai langkah inisiasi dapat dilakukan dengan berbagai cara. Akan tetapi juga bias dilakukan dengan cara acak. *Centroid* setiap kluster ditentukan nilainya dengan angka-angka acak.

Hitung jarak dari setiap data terhadap kluster terdekat. Kedekatan antar objek ditentukan berdasarkan jarak antara objek-objek tersebut. Begitu juga kedekatan antara sebuah data dengan suatu kluster juga ditentukan berdasarkan jarak kedekatan antara data terhadap pusat kluster (*centroid*). Jarak kedekatan antara suatu data terhadap *centroid* dari suatu klusterlah yang menentukan data mana saja yang berada pada kluster tertentu. Untuk menghitung kedekatan setiap data terhadap titik pusat kluster dapat menggunakan perhitungan jarak *Euclidean* yang dijelaskan dalam rumus . Syarat menggunakan jarak *Euclid* adalah jika semua fitur dalam dataset tidak saling berkorelasi. Jika terdapat fitur yang berkorelasi maka menggunakan konsep jarak *Mahalanobis* (Asroni, 2015).

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

Selanjutnya setelah dihitung jarak data terhadap *centroid* untuk menentukan anggota kluster, data dimasukkan ke dalam kluster berdasarkan jarak minimumnya. Jika terdapat data yang harus bergeser ke kluster lain maka diperlukan langkah selanjutnya yaitu dengan melakukan perhitungan untuk menentukan pusat kluster (*centroid*) baru. Dalam menentukan *centroid* yang baru didapatkan dari data-data anggota kluster baru pada masing-masing kluster. Nilai *centroid* didapatkan dari menghitung rata-rata koordinat. Tahap ini dilakukan secara berulang-ulang dan akan dihentikan jika hasil dari perhitungan menunjukkan hasil angka *centroid* yang tidak berubah.

## 3. Hasil dan Pembahasan

Dari permainan *Vainglory* kami mendapatkan *dataset* dengan 43 data karakter *hero*. Masing-masing karakter *hero*

memiliki 10 atribut yang digunakan untuk menentukan kelompok klaster, yaitu HP, HP\_Regen, EP, EP\_Regen, Dmg, Atk\_Spd, Armor, Shield, Atk Range, Move\_Spd. Pada penelitian untuk mengelompokkan karakter *hero* pada permainan *Vainglory* ini langkah yang pertama dilakukan adalah menentukan jumlah klaster yang akan dibentuk. Jika sebelumnya telah disebutkan pengelompokan karakter seperti *Assasin*, *Mage*, *Protector*, *Sniper* dan *Warrior*. Untuk menentukan posisi permainan dalam *vainglory* terdapat pembagian *role* untuk saling membagi tugas dan peran. Dalam permainan *Vainglory* terdapat tiga *role*, yaitu *Captain*, *Carry* dan *Jungler*. Masing-masing karakter biasanya cocok untuk beberapa *role* tertentu. Hal ini yang digunakan sebagai dasar penentuan klaster,

Setelah menentukan jumlah klaster sebanyak 3 klaster dilanjutkan dengan menentukan titik pusat klaster (*centroid*) pada untuk setiap atribut dan klaster. Penelitian ini menggunakan *tools Weka* yang merupakan perangkat lunak yang sering digunakan untuk menerapkan algoritma *machine learning*. Untuk menentuka titik pusat awal, ditentukan secara acak. Didapatkan pusat klaster (*centroid*) yang dapat di lihat pada tabel 1.

Tabel 1. Pusat Klaster Awal

| No | Atribut   | K-0 | K-1  | K-2 |
|----|-----------|-----|------|-----|
| 1  | HP        | 775 | 863  | 615 |
| 2  | HP_Regen  | 4,5 | 4,05 | 0   |
| 3  | EP        | 0   | 380  | 404 |
| 4  | EP_Regen  | 0   | 2,38 | 0   |
| 5  | Dmg       | 77  | 80   | 64  |
| 6  | Atk_Spd   | 1   | 1    | 1   |
| 7  | Armor     | 20  | 20   | 20  |
| 8  | Shield    | 20  | 20   | 20  |
| 9  | Atk_Range | 2,4 | 1,7  | 6   |
| 10 | Move_SPd  | 3,2 | 3,1  | 3,1 |

Sumber: Mustofa(2019)

Setelah ditentukan nilai pusat klaster (*centroid*) pada setiap klasternya, langkah selanjutnya yang diperlukan adalah menghitung jarak antara setiap data yang adat terhadap pusat klaster. Perhitungan untuk mengukur jarak yang digunakan adalah *euclidean distance* yang rumusnya telah dijabarkan pada rumus. Setelah ditemukan jarak antara data dengan pusat klaster maka dilakukan pengelompokan data dengan mengelompokan data yang

paling dekat dengan masing-masing pusat klaster.

Setelah menentukan komposisi data pada klaster yang baru maka dihitung rata-rata anggota pada setiap klaster untuk menentukan pusat klaster yang baru. Kemudian jarak antara pusat klaster yang baru dengan data dihitung kembali untuk menentukan anggota kelompok klaster selanjutnya. Perhitungan untuk menentukan pusat klaster (*centroid*) dan menghitung jarak antara data dan pusat klaster dilakukan menggunakan aplikasi *Weka*. Dalam percobaan yang dilakukan iterasi dilakukan sebanyak 4 kali samapai menemukan pusat klaster yang tidak berubah dan perpindahan dari setiap data anggota klaster sudah tidak ada lagi.

Pada titik pusat tersebut sudah tidak ada perubahan nilai titik pusat dan tidak ada lagi perpindahan data antar klaster. Dari proses *clustering* yang telah dilakukan menggunakan algoritma *k-means* karakter *hero* deikelompokan dalam 3 klaster didapatkan klaster 0 dengan 17 *hero* atau 40% dari keseluruhan *hero*. Klaster 1 dengan 9 *hero* atau sebesar 21%, dan klaster 2 dengan 17 *hero* atau sebesar 40%. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada table 2.

Tabel 2. Proporsi Klaster

| No | Klaster | Instance |
|----|---------|----------|
| 1  | 0       | 17(40%)  |
| 2  | 1       | 9(21%)   |
| 3  | 2       | 17(40%)  |

Sumber: Mustofa(2019)

Untuk hasil pusat klaster akhir yang dihasilkan dari empat kali iterasi dapat dilihat pada tabel 3.

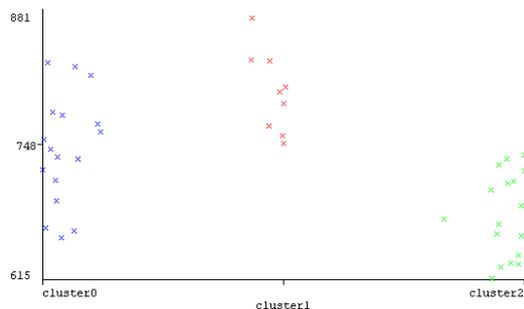
Tabel 3. Proporsi Klaster

| No | Atribut   | K-0     | K-1     | K-2    |
|----|-----------|---------|---------|--------|
| 1  | HP        | 750,176 | 794,222 | 677,94 |
| 2  | HP_Regen  | 3,869   | 1,702   | 2,702  |
| 3  | EP        | 223,117 | 148,111 | 303,05 |
| 4  | EP_Regen  | 1,617   | 1,145   | 3,8294 |
| 5  | Dmg       | 84,058  | 83,222  | 48,529 |
| 6  | Atk_Spd   | 1       | 1       | 0,995  |
| 7  | Armor     | 22,235  | 27,222  | 20,294 |
| 8  | Shield    | 22,176  | 27,222  | 20,294 |
| 9  | Atk_Range | 2,064   | 2,711   | 5,929  |
| 10 | Move_SPd  | 3,408   | 2,166   | 3,223  |

Sumber: Mustofa(2019)

Dari penelitian ini kami dapati bahwa pengklasteran karakter *hero* ini cukup sulit dilakukan karena setiap karakter

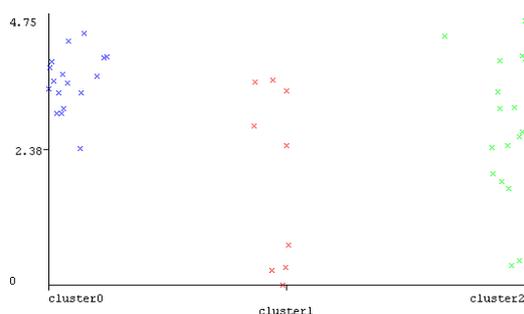
cukup dekat karakteristiknya. Situasi ini terbentuk karena permainan MOBA didesain untuk seimbang. Penelitian ini mencoba menganalisa sebaran data setiap klaster untuk mengetahui karakteristik di setiap klasternya. Pada gambar 3 menunjukkan sebaran data berdasarkan atribut HP pada masing-masing klaster



Gambar 3. Sebaran data HP

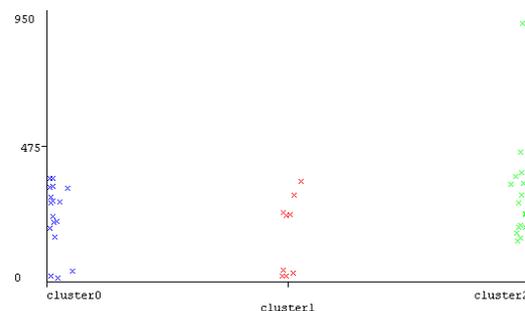
Pada klaster 0 terkumpul *hero* dengan HP relatif sedang, sedangkan klaster 1 memiki HP yang cukup tinggi. Klaster 2 berisikan *hero* dengan angka HP yang relatif rendah. *Hero* dengan HP yang lebih tinggi akan lebih menguntungkan untuk bertahan hidup lebih lama. *Hero* ini apat digunakan untuk melakukan pertarungan dengan durasi yang lama.

Atribut HP *Regeneration* digunakan untuk meregenerasi atau mengisi ulang HP yang telah berkurang saat permainan dalam durasi tertentu. Dalam pengelompokan ini klaster 0 berisi *hero* dengan kemampuan regenerasi yang tinggi, sedangkan klaster 1 dan 2 berisi *hero* dengan kemampuan regenerasi HP yang cukup variatif. Memilih *hero* dengan kemampuan regenerasi yang baik dapat membuat pemain lebih cepat siap untuk kembali masuk dalam pertempuran



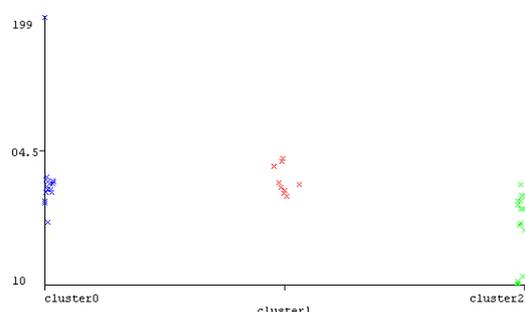
Gambar 4. Sebaran data HP *Regeneration*

Untuk lebih jelas dalam menganalisa sebaran data atribut HP *Regeneration* dapat di lihat pada gambar 4.



Gambar 5. Sebaran data *Damage*

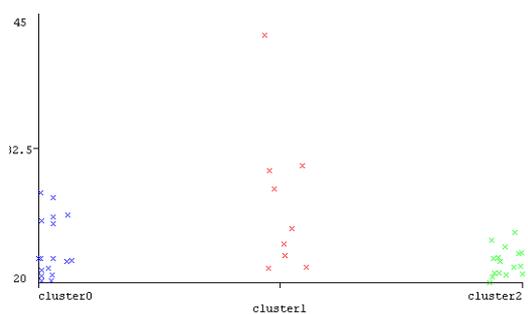
Pada gambar 5 menunjukkan sebaran data dari atribut EP dimana klaster 0 dan 1 memiliki sebarannya data yang relatif sedang dan rendah. Sedangkan klaster 2 memiliki hero dengan EP yang relatif tinggi. Memiliki EP yang tinggi sangatlah penting, karena dengan EP yang tinggi memungkinkan pemain untuk melakukan lebih banyak serangan *skill*. Sedangkan atribut EP *Regeneration* pada *hero* dalam permainan *Vainglory* sangatlah mirip satu sama lain. Atribut EP *Regeneration* kurang berpengaruh dalam pengklastrean ini sehingga dapat diabaikan. *Hero* dengan EP *Regeneration* yang tinggi membuat EP lebih cepat diregenerasi.



Gambar 6. Sebaran data *Damage*

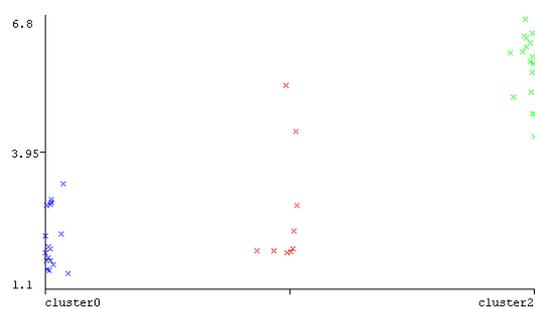
Sebaran data untuk atribut *damage* dapat dilihat pada gambar 6. nampak jika klaster 1 memiliki hero dengan *damage* yang relatif tinggi, sedangkan klaster 0 memiliki *hero* dengan *damage* yang sedang. *Hero* dengan karakter yang mempunyai tingkat *damage* yang relatif rendah dikelompokkan dalam klaster 2. karakter yang memiliki *damage* yang tinggi memiliki kesempatan untuk lebih membahayakan musuh. Atribut *attack*

*speed* dan *armor* memiliki perbedaan data yang sangat kecil di ketiga klaster, sehingga pembahasan terkait dua atribut tersebut dianggap kurang penting karena memiliki pengaruh yang kecil terhadap proses pengklasteran. Akan tetapi dalam permainan *attack speed* sangatlah penting untuk menambahkan kecepatan serangan. Sedangkan *armor* digunakan untuk mengurangi *damage* dari serangan fisik lawan



Gambar 7. Sebaran data *Shield*  
Sumber: Mustofa(2019)

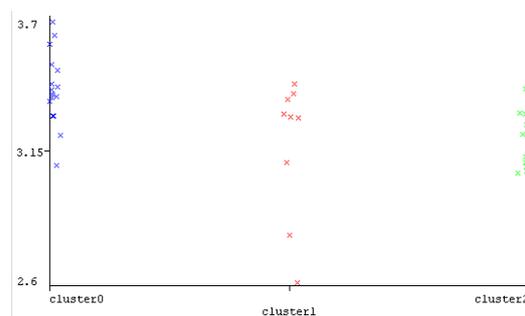
Hasil dari pengklasteran mengelompokkan karakter *hero* dengan *shield* yang relatif rendah pada klaster 2 sedangkan karakter *hero* dengan *shield* yang relatif tinggi terdapat pada klaster 1. Untuk karakter *hero* dengan *shield* yang sedang dikelompokkan pada klaster 0. Untuk detail dari sebaran data ini dapat dilihat pada gambar 7. Karakter *hero* dengan *shield* yang lebih tinggi memiliki daya tahan yang lebih terhadap serangan non fisik lawan.



Gambar 8. Sebaran data *Attack Range*  
Sumber: Mustofa(2019)

Salah satu atribut yang sangat menentukan pengklasteran dalam penelitian adalah atribut *attack range*. Dimana pada klaster 2 terlihat memiliki nilai *attack range* yang sangat tinggi, sedangkan *hero* dengan *attack range* yang rendah dikelompokkan dalam klaster 0. Untuk karakter *hero*

dengan *attack range* sedang dikelompokkan pada klaster 1. Karakter *hero* yang memiliki *attack range* (jangkauan serang) yang tinggi memiliki kelebihan untuk menyerang lawan dari posisi yang relatif aman karena dapat menyerang dari posisi yang jauh dari lawan dan terlindungi oleh kawan yang berhadapan di depannya. Untuk detailnya dapat dilihat pada gambar 8.



Gambar 9. Sebaran data *Movement Speed*  
Sumber: Mustofa(2019)

Sebaran data dari atribut yang terakhir adalah atribut *movement speed* yang merupakan kecepatan dalam bergerak dari karakter *hero* dalam permainan ini. Semakin tinggi angka *movement speed* maka semakin cepat karakter *hero* dalam bergerak. Dari penelitian kali ini *hero* dengan *movement speed* yang relatif tinggi dikelompokkan pada klaster 0, sedangkan untuk karakter *hero* dengan *movement speed* yang relatif sedang sampai rendah ada di klaster 1. Untuk karakter *hero* dengan *movement speed* yang relatif sedang ada pada klaster 2. Sebaran data atribut ini ditampilkan pada gambar 9.

Hasil penelitian yang didapatkan mengumpulkan karakter *hero* dalam klaster 0 dengan komposisi yang dapat dilihat pada tabel empat. Pada tabel 4 menunjukkan bahwa jumlah *hero* yang dikelompokkan pada klaster 0 sebanyak 17 karakter.

Tabel 4. Daftar karakter *hero* klaster 0

| No | Hero   |
|----|--------|
| 1  | Anka   |
| 2  | Kensei |
| 3  | Reza   |
| 4  | Idris  |
| 5  | Taka   |
| 6  | Koshka |
| 7  | Grace  |

|    |              |
|----|--------------|
| 8  | Flicker      |
| 9  | Fortress     |
| 10 | Ardan        |
| 11 | Catherine    |
| 12 | Tony         |
| 13 | Churnwealker |
| 14 | Grumpjaw     |
| 15 | Alpha        |
| 16 | Joule        |
| 17 | Krul         |

Sumber: Mustofa(2019)

Pada kluster ini memiliki kelompok karakter *hero* dengan HP dalam kategori sedang akan tetapi memiliki regenerasi HP yang cukup tinggi. Meskipun karakter *hero* dalam kluster ini memiliki *damage* dan *shield* dalam kategori sedang namun *hero* pada kluster ini memiliki *movement speed* yang sangat mumpuni. Yang perlu diperhatikan adalah karakter *hero* pada kluster ini memiliki jangkauan serang (*attack range*) yang sangat rendah.

Tabel 5. Daftar karakter *hero* kluster 1

| No | Hero         |
|----|--------------|
| 1  | Ozo          |
| 2  | Blackfeather |
| 3  | Baptiste     |
| 4  | Reim         |
| 5  | Lance        |
| 6  | Phinn        |
| 7  | Baron        |
| 8  | Rona         |
| 9  | Glaive       |

Sumber: Mustofa(2019)

Kluster 1 memiliki 9 karakter *hero* yang memiliki nilai HP yang relatif tinggi, namun kemampuan regenerasi HP variatif dari sedang sampai rendah. Meskipun *hero* pada kluster ini memiliki EP yang variatif juga, namun memiliki *damage* yang relatif tinggi. Ditambah kluster ini memiliki *hero* dengan nilai *shield* yang relatif tinggi serta memiliki jangkauan serang dan *movement speed* yang sedang.

Tabel 4. Daftar karakter *hero* kluster 2

| No | Hero    |
|----|---------|
| 1  | Kinetic |
| 2  | Malene  |
| 3  | Varya   |
| 4  | Samuel  |
| 5  | Skaarf  |
| 6  | Celeste |
| 7  | Loreai  |

|    |            |
|----|------------|
| 8  | Lyra       |
| 9  | Adagio     |
| 10 | Silvernail |
| 11 | Gwen       |
| 12 | Kestrel    |
| 13 | skye       |
| 14 | Saw        |
| 15 | Petal      |
| 16 | Ringo      |
| 17 | Vox        |

Sumber: Mustofa(2019)

Kluster 2 terdiri dari karakter *hero* dengan HP yang rendah, namun yang paling menonjol adalah jangkauan serangan dari karakter *hero* yang relative jauh. Ini menjadi kelebihan dari karakter *hero* di kluster ini meskipun HP, shield dan *damage* yang rendah. Hampir semua karakter *hero* dengan jangkauan serang yang jauh ada di kluster ini.

#### 4. Kesimpulan

Dari pengklasteran yang telah dilakukan dengan menerapkan algoritma *k-means*. Didapatkan tiga kelompok karakter *hero* yang memiliki karakteristik yang mendekati. Pada setiap kluster ini tersedia berbagai *hero* dengan *role play* yang lengkap dari *carry*, *Captain* dan *Jungler*. Dengan adanya kluster ini pemain dapat memilih *hero* alternatif dengan karakteristik yang tidak berbeda jauh jika *hero* utama yang dia kuasai tidak bias dimainkan karena di *banned* atau diambil pemain lain. Sebagai contoh, untuk kluster 0 yang terdiri dari *hero* dengan karakteristik dengan HP yang sedang tetapi memiliki regenerasi HP yang tinggi dan *movement speed* yang mumpuni. Sangat cocok untuk tipe serangan kejutan dan pertarungan dengan durasi sedang. Jika Ardan tidak bias dimainkan maka pemain bisa memilih *hero* pada kluster yang sama dan *class hero* yang sama untuk melengkapi *role play Captain*. Dengan ini kebutuhan akan informasi terkait *hero* alternatif bagi pemain pemula dapat dipenuhi. Untuk penelitian dimasa mendatang dapat dilakukan untuk penerapan sistem rekomendasi karakter *hero* alternative berdasarkan kluster ini.

#### Referensi

Abdul, F., Putra, E. K., & Komarudin, A. (2017). Pengelompokan Pemain Game DOTA Sebagai Rekomendasi {embentukan Team Menggunakan K-

- Means Clustering. *SENTIKA* 2017, 45–54.
- Annitage, G. (2003). An Experimental Estimation of Latency Sensitivity In Multiplayer Quake 3. *ICOON2003*, 137–141.
- Asroni, R. A. (2015). Penerapan Metode K-Means Untuk Clustering Mahasiswa Berdasarkan Nilai Akademik Dengan Weka Interface Studi Kasus Pada Jurusan Teknik Informatika UMM Magelang. *Jurnal Ilmiah Semesta Teknika*, 18(1), 76–82. <https://doi.org/10.1038/hdy.2009.180>
- Chen, L. C. (2014). What's the cultural difference between the west and the east? The consumption of popular "cute" games in the Taiwanese market. *New Media and Society*, 16(6), 1018–1033. <https://doi.org/10.1177/1461444813497555>
- Leavitt, A., Keegan, B. C., & Clark, J. (2016). Ping to Win? Non-Verbal Communication and Team Performance in Competitive Online Multiplayer Games. *CHI'16*. <https://doi.org/10.1145/2858036.2858132>
- Maulana, A., & Fajrin, A. A. (2018). Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor. *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, 5(1), 27. <https://doi.org/10.20527/klik.v5i1.100>
- Morillo-Baro, J. P., Reigal, R. E., & Hernández-Mendo, A. (2017). A Gaussian Mixture Clustering Model for Characterizing Football Players Using the EA Sports' FIFA Video Game System. *RICYDE: Revista Internacional de Ciencias Del Deporte*, 11(41), 226–244. <https://doi.org/10.5232/ricyde>
- newzoo. (2018). *Newzoo 2018 Global Mobile Market Report Free*. Retrieved from [https://cdn2.hubspot.net/hubfs/700740/Reports/Newzoo\\_2018\\_Global\\_Games\\_Market\\_Report\\_Light.pdf%0Ahttps://resources.newzoo.com/hubfs/Reports/Newzoo\\_2018\\_Global\\_Mobile\\_Market\\_Report\\_Free.pdf?submissionGuid=80582666-7925-4ef3-90b5-0c59f627c3d4](https://cdn2.hubspot.net/hubfs/700740/Reports/Newzoo_2018_Global_Games_Market_Report_Light.pdf%0Ahttps://resources.newzoo.com/hubfs/Reports/Newzoo_2018_Global_Mobile_Market_Report_Free.pdf?submissionGuid=80582666-7925-4ef3-90b5-0c59f627c3d4)
- Ratan, R. A., Taylor, N., Hogan, J., Kennedy, T., & Williams, D. (2015). Stand by Your Man: An Examination of Gender Disparity in League of Legends. *Games and Culture*, 10(5), 438–462. <https://doi.org/10.1177/1555412014567228>
- Reeves, S., Brown, B., & Laurier, E. (2009). Experts at play: Understanding skilled expertise. *Games and Culture*, 4(3), 205–227. <https://doi.org/10.1177/1555412009339730>
- Seo, Y. (2013). Electronic sports: A new marketing landscape of the experience economy. *Journal of Marketing Management*, 29(13–14), 1542–1560. <https://doi.org/10.1080/0267257X.2013.822906>
- Sharma, R., & Rani, A. (2012). K-Means Clustering in Spatial Data Mining using Weka Interface. *International Conference on Advances in Communication and Computing Technologies (ICACACT) 2012*, 26–30.
- Sibuea, M. L., & Safta, A. (2017). Pemetaan Siswa Berprestasi Menggunakan Metode K-Means Clustering. *Jurteksi*, 4(1), 85–92. <https://doi.org/10.33330/jurteksi.v4i1.28>
- Wang, W. (2016). *Predicting Multiplayer Online Battle Arena (MOBA) Game Outcome Based on Hero Draft Data*. Retrieved from <http://trap.ncirl.ie/2523/>
- Yuli, M. (2017). Data Mining: Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5. *Jurnal Edik Informatika*, 2(2), 213–219.