



Meta M5: Analisis Hero dengan Ban Rate Tertinggi dalam Turnamen Mobile Legends Terbesar menggunakan Algoritma K-Means

Meyli Adelia¹, Aditia Prakoso², Kurniawati³

Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas IVET, Indonesia

Info Articles

Sejarah Artikel:
Disubmit: 10 Mei 2025
Direvisi: 3 Juni 2025
Disetujui: 19 Juni 2025

Keywords:
Mobile Legends; K-Means Clustering; Meta M5; Ban Rate; Win Rate; e-sport

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan hero Mobile Legends: Bang Bang (MLBB) berdasarkan karakteristik *ban rate* dan *win rate* pada turnamen M5 World Championship 2023, guna mengungkap pola dominasi hero dalam *meta* kompetitif. Tidak semua hero dengan *ban rate* tinggi menunjukkan *win rate* yang tinggi, sehingga diperlukan analisis berbasis data untuk memahami efektivitas hero secara objektif. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma *K-Means Clustering*, yang mengelompokkan 10 hero dengan *ban rate* tertinggi ke dalam tiga klaster berdasarkan kesamaan performa. Hasil clustering menunjukkan bahwa terdapat satu klaster yang terdiri dari hero dengan dominasi sangat tinggi (*ban rate* dan *win rate* tinggi), satu klaster hero berisiko sedang, dan satu klaster yang memiliki *win rate* tinggi meskipun jarang diblokir. Temuan ini memberikan gambaran strategis mengenai prioritas pelarangan (*ban*) dan pemilihan (*pick*) hero dalam kompetisi e-sports berbasis analisis kuantitatif.

Abstract

This study aims to classify Mobile Legends: Bang Bang (MLBB) heroes based on their ban rate and win rate characteristics in the M5 World Championship 2023 tournament, in order to uncover hero dominance patterns in the competitive meta. Not all heroes with high ban rates show high win rates, so data-driven analysis is needed to objectively understand hero effectiveness. The method used in this study is the K-Means Clustering algorithm, which groups the 10 heroes with the highest ban rates into three clusters based on performance similarities. The clustering results show that there is one cluster consisting of heroes with very high dominance (high ban rate and win rate), one cluster of heroes with medium risk, and one cluster that has a high win rate despite being rarely banned. These findings provide a strategic overview regarding ban priorities and hero picks in e-sports competitions based on quantitative analysis.

PENDAHULUAN

Mobile Legends: Bang Bang (MLBB) merupakan salah satu permainan daring bergenre Multiplayer Online Battle Arena (MOBA) yang memiliki popularitas tinggi, khususnya di wilayah Asia Tenggara. Per Juli 2024, MLBB mencatat lebih dari 110 juta pengguna aktif bulanan secara global dan menjadi salah satu judul game dengan jumlah turnamen e-sports terbanyak di dunia. Dalam ranah kompetitif, M5 World Championship yang digelar pada akhir 2023 merupakan puncak dari kompetisi MLBB global dan melibatkan tim-tim papan atas dari berbagai negara.

Dalam turnamen tersebut, fase draft pick-ban menjadi aspek strategis yang sangat krusial. Berdasarkan data dari Liquipedia dan laporan IDN Times, hero seperti Guinevere memiliki ban rate mencapai 31,71%, diikuti oleh Joy sebesar 28,85%, Nolan 26%, Wanwan 25,64%, dan Faramis sebesar 36% (M. A. Sumarto and M. Z. Firya, 2024). Hero-hero ini tidak hanya sering diblokir, tetapi juga menunjukkan win rate yang sangat tinggi, bahkan beberapa di antaranya mencapai 100% dalam sejumlah pertandingan. Fenomena ini mencerminkan dominasi hero tertentu dalam meta kompetitif, yang menjadikan proses pelarangan dan pemilihan hero sebagai faktor penentu kemenangan.

Berdasarkan data yang ada di Liquipedia, permasalahan utama yang muncul adalah bagaimana mengidentifikasi pola karakteristik dari hero-hero tersebut secara sistematis. Tidak semua hero dengan ban rate tinggi selalu memiliki win rate tinggi, seperti yang terlihat pada Valentina yang memiliki ban rate 30,77% namun hanya mencatat win rate 66,67%. Sebaliknya, terdapat hero dengan ban rate moderat namun menunjukkan performa sangat tinggi saat dimainkan, seperti Bruno dengan win rate 83,33% meskipun hanya diblokir 37,5% dari total pertandingan. Hal ini menimbulkan pertanyaan: apakah hero-hero dengan karakteristik tersebut dapat dikelompokkan secara objektif untuk mengungkap kecenderungan dalam meta?.

Untuk menjawab pertanyaan ini, pengelompokan atau *clustering* menjadi langkah penting dan diperlukan. Clustering dapat membantu dalam memahami posisi strategis setiap hero berdasarkan ban rate dan win rate-nya. Dengan mengelompokkan hero ke dalam beberapa klaster berdasarkan kesamaan karakteristik performanya, pelatih atau analis profesional dapat lebih mudah menyusun prioritas dalam strategi pick-ban serta memahami dinamika kekuatan hero dalam kompetisi (L. E. Devila, dkk. 2022).

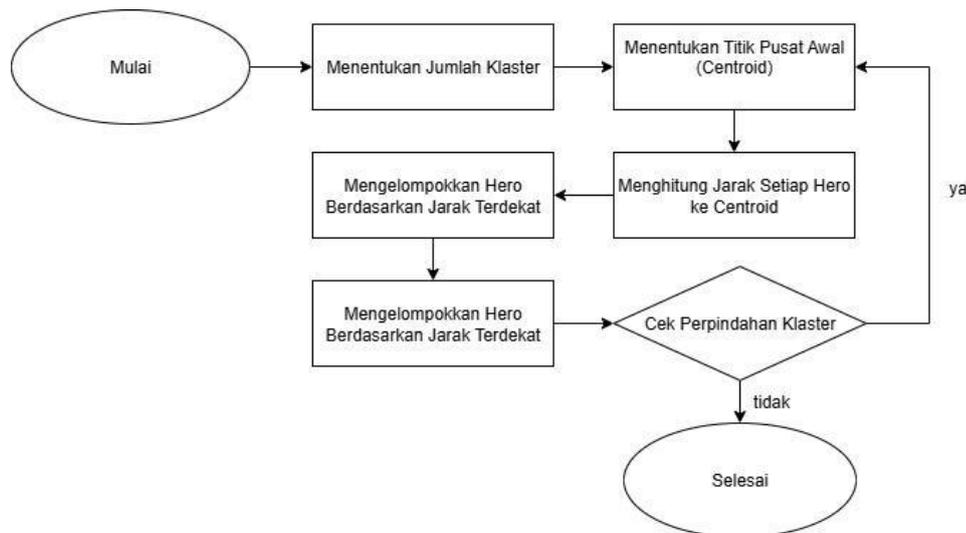
Urgensinya terletak pada kebutuhan akan pendekatan yang berbasis data dan objektif dalam menganalisis meta kompetitif, khususnya dalam konteks turnamen berskala besar seperti M5. Di tengah cepatnya pergeseran meta dan variatifnya strategi antar tim profesional, pengambilan keputusan berbasis intuisi atau popularitas saja menjadi tidak cukup. Oleh karena itu, diperlukan metode analisis yang mampu menyederhanakan kompleksitas data performa hero ke dalam informasi yang dapat ditindaklanjuti (J. Wildan Qasthari dan R. Kurniawan, 2024).

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah K-Means Clustering, sebuah algoritma unsupervised learning yang mengelompokkan data ke dalam klaster berdasarkan kemiripan nilai-nilai fitur tertentu, dalam hal ini adalah persentase ban dan win (L. E. Devila, dkk. 2022). Penggunaan K-Means dalam domain e-sports telah banyak digunakan dalam studi sebelumnya untuk mengelompokkan gaya bermain pemain, analisis performa hero, serta strategi optimal dalam turnamen (J. Wildan Qasthari dan R. Kurniawan, 2024) & (J. Jordan dan S. Yarah, 2021).

Melalui penelitian ini, dilakukan analisis terhadap 10 hero dengan ban rate tertinggi dalam turnamen M5 dengan menggunakan algoritma K-Means, untuk mengetahui pola atau kluster yang terbentuk dari hubungan antara ban rate dan win rate. Hasil dari clustering ini diharapkan dapat memberikan wawasan strategis berbasis data dalam penyusunan draft pick yang lebih efisien dan kompetitif di ranah profesional MLBB.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode clustering algoritma K-means dimana, tahapannya adalah:



Gambar 1. Alur perhitungan algoritma K-Means Clustering

Gambar 1 menunjukkan alur proses pelaksanaan algoritma K-Means Clustering dalam penelitian ini. Algoritma ini digunakan untuk mengelompokkan hero berdasarkan karakteristik ban rate dan win rate dalam turnamen M5 World Championship.

Penjelasan Tiap Langkah Flowchart:

1. Mulai

Proses dimulai dengan tahap inialisasi analisis kluster terhadap data hero.

2. Menentukan Jumlah Kluster

Menentukan nilai k , yaitu jumlah kluster yang akan digunakan dalam pengelompokan hero. Penentuan dapat dilakukan secara manual atau menggunakan metode bantu seperti Elbow Method.

3. Menentukan Titik Pusat Awal (Centroid)

Inialisasi centroid awal untuk setiap kluster. Titik pusat ini dipilih secara acak dari data hero yang tersedia.

4. Menghitung Jarak Setiap Hero ke Centroid

Menggunakan rumus Euclidean Distance, sistem menghitung jarak masing-masing hero terhadap setiap centroid untuk mengetahui tingkat kedekatan atau kemiripan fitur.

5. Mengelompokkan Hero Berdasarkan Jarak Terdekat

Setiap hero dikelompokkan ke kluster dengan centroid yang paling dekat berdasarkan hasil perhitungan jarak sebelumnya.

6. Cek Perpindahan Kluster

Setelah pengelompokan dilakukan, sistem mengecek apakah ada hero yang berpindah dari kluster sebelumnya ke kluster baru. Jika **ada** perubahan, centroid akan diperbarui berdasarkan rata-rata anggota baru di tiap kluster.

7. Jika Ya (Perpindahan Terjadi)

Sistem kembali ke tahap menghitung jarak dan melakukan pengelompokan ulang dengan centroid yang telah diperbarui.

8. Jika Tidak (Tidak Ada Perpindahan)

Jika tidak ada perpindahan hero antar kluster, maka proses clustering dihentikan karena sudah mencapai konvergensi.

9. Selesai

Proses berakhir. Hasil akhir adalah pengelompokan hero ke dalam beberapa kluster yang mencerminkan pola dominasi berdasarkan kombinasi ban rate dan win rate.

Gambar 1 digunakan sebagai panduan sistematis dalam proses penerapan algoritma K-Means pada data turnamen M5. Tujuannya adalah mengidentifikasi kelompok hero berdasarkan kemiripan karakteristik performa dan tingkat pencekalan (ban), sehingga dapat disusun strategi yang lebih informatif dalam kompetisi.

Rumus yang digunakan dalam penelitian ini:

Algoritma K-Means bekerja dengan iterasi untuk mengelompokkan data berdasarkan kemiripan nilai atribut. Dalam konteks penelitian ini, nilai atribut adalah **ban rate** dan **win rate** dari hero di turnamen **M5 World Championship**. Berikut adalah rumus-rumus yang digunakan:

1. Rumus Perhitungan Jarak (Euclidean Distance)

$$dis = \sqrt{\sum_{i=0}^n (x_{1i} - x_{2i})^2 + (y_{1i} - y_{2i})^2 + \dots}$$

Keterangan:

- dis: jarak antara objek dan centroid,
- X_{1i}, y_{1i} : nilai atribut ke-i dari hero (misalnya ban rate dan win rate),
- X_{2i}, y_{2i} : nilai atribut ke-i dari centroid,
- n: jumlah fitur (atribut) yang digunakan, dalam hal ini 2 (ban rate dan win rate).

Rumus ini digunakan untuk mengukur seberapa jauh suatu hero dari centroid kluster tertentu. Semakin kecil jaraknya, semakin besar kemungkinan hero tersebut akan tergabung dalam kluster

tersebut. Dalam penelitian ini, fitur yang digunakan adalah **ban rate** dan **win rate**, sehingga perhitungan akan dilakukan pada dua dimensi saja.

Penggunaan Euclidean Distance sangat umum dalam metode K-Means karena sifatnya yang sederhana dan mampu merepresentasikan kedekatan antar data secara akurat dalam ruang vektor berdimensi rendah.

Jika data memiliki dua fitur (seperti penelitian ini), maka rumus diatas dapat disederhanakan menjadi:

$$D = \sqrt{(x_{ban} - c_{ban})^2 + (x_{win} - c_{win})^2}$$

Keterangan:

- χ adalah nilai fitur hero (ban rate, win rate),
- c adalah nilai fitur dari centroid.

Perhitungan jarak ini menjadi dasar dalam proses pengelompokan, karena hero akan dimasukkan ke kluster dengan centroid terdekat (L. E. Devila, DKK. 2022).

2. Menghitung Centroid Baru

Setelah semua hero dikelompokkan ke kluster masing-masing, sistem akan menghitung ulang **titik pusat kluster (centroid)** berdasarkan rata-rata fitur dari semua hero di dalamnya.

$$\bar{v}_{ij} = \frac{1}{N_i} \sum_{k=0}^{N_i} x_{kj} ,$$

Keterangan:

- v_{ij} adalah nilai centroid baru pada kluster i dan fitur j ,
- N_i adalah jumlah hero dalam kluster i ,
- χ_{kj} adalah nilai fitur ke- j dari hero ke- k dalam kluster i .

Perhitungan centroid ini akan diulang setiap kali ada perpindahan hero antar kluster hingga tidak ada lagi perubahan (J. Wildan Qasthari dan R. Kurniawan, 2024).

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. HASIL

Sebelum dilakukan proses klusterisasi menggunakan algoritma K-Means, tahap awal yang dilakukan adalah **mengumpulkan dan memahami struktur data mentah** (raw data). Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari berbagai sumber terpercaya seperti Liquipedia, Skor.id, dan komunitas MLBB yang mendokumentasikan statistik turnamen M5 World Championship (Thoriq Az Zuhri, 2023) & (Boycakra et al.,)

1. Data Sebelum pra-processing

Ban Stats											
hero_name	num_games	blue_ban_num	red_ban_num	full_ban_num	full_ban_rate	blue_ban_ratio	red_ban_ratio	mbat_team_name	mbat_ban_num	mbat_ban_ratio	
nolan	57	19	31	50	87.72%	38.00%	62.00%	AP.Bren		13	26.00%
guinevere	57	5	36	41	71.93%	12.20%	87.80%	Blacklist Intl.		13	31.71%
joy	57	32	20	52	91.23%	61.54%	38.46%	ONIC Esports		15	28.85%
wanwan	57	18	21	39	68.42%	46.15%	53.85%	Blacklist Intl.		10	25.64%
faramis	57	13	12	25	43.86%	52.00%	48.00%	Deus Vult		9	36.00%
valentina	57	5	8	13	22.81%	38.46%	61.54%	Blacklist Intl.		4	30.77%
mathilda	57	16	12	28	49.12%	57.14%	42.86%	AP.Bren		12	42.86%
minotaur	57	16	14	30	52.63%	53.33%	46.67%	AP.Bren		6	20.00%
bruno	57	4	4	8	14.04%	50.00%	50.00%	Deus Vult		3	37.50%
claudio	57	7	4	11	19.30%	63.64%	36.36%	Blacklist Intl.		4	36.36%

Win/Lose Stats										
full_win_num	full_loss_num	full_win_rate	full_win_avg_game_time	full_loss_avg_game_time	power_spike	mwrt_team_name	mwrt_pick_num	mwrt_win_num	mwrt_win_rate	
7	0	100.00%	902	0	NA	ONIC Esports	3	3	100.00%	
7	9	43.75%	1095	1040	Balanced	ONIC Esports	2	2	100.00%	
2	2	50.00%	1228	706	Late	Burmese Ghouls	1	1	100.00%	
10	4	71.43%	1025	1150	Early	Deus Vult	1	1	100.00%	
13	11	54.17%	1068	1012	Balanced	AP.Bren	6	6	100.00%	
18	17	51.43%	955	1119	Early	Blacklist Intl.	12	8	66.67%	
8	7	53.33%	1036	1108	Balanced	AP.Bren	8	6	75.00%	
5	7	41.67%	1077	978	Late	ONIC Esports	2	2	100.00%	
17	17	50.00%	1131	1037	Balanced	Blacklist Intl.	6	5	83.33%	
12	17	41.38%	1031	1060	Balanced	ONIC Esports	8	4	50.00%	

Gambar 2. Data ban rate tertinggi sebelum pra-processing

Gambar 2 di atas, merupakan dataset ini mencakup 10 hero dengan ban rate tertinggi, serta berbagai atribut statistik lain seperti:

- Jumlah pertandingan dimainkan : (num_games)
- Jumlah ban dari tim biru dan merah : (blue_ban_num, red_ban_num)
- Total ban dan ban rate : (full_ban_num, full_ban_rate)
- Pick rate & win rate dari masing-masing tim : (mpnt_win_rate, full_win_rate, mwrt_win_rate)
- Durasi rata-rata kemenangan dan kekalahan, serta
- Kategori power spike : (Early, Balanced, Late)

Data tersebut juga menyertakan informasi performa hero dari beberapa tim profesional seperti ONIC Esports, AP.Bren, dan Blacklist International, yang membantu menambahkan konteks meta kompetitif selama turnamen M5 berlangsung.

Namun demikian, tidak semua atribut digunakan dalam proses klasterisasi. Sesuai dengan tujuan penelitian, proses data pre-processing dilakukan untuk:

- Menghapus kolom yang tidak relevan dengan fokus penelitian (seperti num_games, team_name, dll),
- Menyeleksi dua fitur utama: full_ban_rate dan full_win_rate,
- Mengubah format data menjadi numerik (misalnya menghapus tanda persen),

d. Melakukan **normalisasi nilai** jika diperlukan agar setiap fitur memiliki skala yang sebanding.

Langkah ini penting agar hasil pengelompokan menggunakan K-Means dapat merepresentasikan pola yang valid dan bermakna. Proses ini juga mengikuti pendekatan serupa yang digunakan dalam penelitian sebelumnya, yang menggunakan data e-sports untuk pemetaan performa karakter menggunakan metode clustering [4][5].

2. Data Setelah di Pre-Processing

Setelah dilakukan proses pembersihan dan seleksi atribut pada dataset, diperoleh dua fitur utama yang digunakan dalam proses klusterisasi, yaitu:

X: Ban Rate (dalam bentuk desimal)

Y: Win Rate (dalam bentuk desimal)

Data tersebut kemudian dianalisis menggunakan **algoritma K-Means** dengan jumlah kluster $k = 3$. Proses ini dimulai dengan inialisasi tiga centroid awal (dipilih dari hero Joy, Mathilda, dan Claude), yaitu:

Tabel 1. Inialisasi Centroid Awal

Data hero	Centroid	X (ban rate)	Y (win rate)
joy	1	28,85%	100%
mathilda	2	42,86%	100%
claud	3	36,36%	100%

- Joy dipilih sebagai centroid awal 1 karena memiliki win rate tinggi dan ban rate sedang.
- Mathilda dipilih sebagai centroid awal 2 karena berada di tengah dari segi win rate.
- Claude dipilih sebagai centroid awal 3 karena memiliki win rate rendah

Selanjutnya, dilakukan perhitungan jarak (Euclidean Distance) antara setiap data hero dengan masing-masing centroid menggunakan rumus.

Hero akan dikelompokkan ke dalam kluster dengan jarak minimum. Hasil pengelompokan dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 2. Hasil Akhir Pengelompokkan

Data hero	X (ban rate)	Y (win rate)	C1	C2	C3	Minimum	Cluster
nolan	0,26	1,00	0,0285	0,1686	0,1036	0,0285	1
guinevere	0,32	1,00	0,0286	0,1115	0,0465	0,0286	1
joy	0,29	1,00	0	0,1401	0,0751	0	1
wanwan	0,26	1,00	0,0321	0,1722	0,1072	0,0321	1
faramis	0,36	1,00	0,0715	0,0686	0,0036	0,0036	3
valentina	0,31	0,67	0,333852557	0,354549996	0,337955175	0,333852557	1
mathilda	0,43	0,75	0,286579849	0,25	0,258311827	0,25	2
minotaur	0,20	1,00	0,0885	0,2286	0,1636	0,0885	1
bruno	0,38	0,83	0,187806123	0,175105254	0,167089347	0,167089347	3
claud	0,36	0,50	0,505608554	0,504207299	0,5	0,5	3

Berdasarkan hasil klusterisasi di atas, dapat disimpulkan:

- Klaster 1** berisi hero dengan ban rate rendah hingga sedang, namun win rate tinggi (≥ 0.83).
- Klaster 2** hanya terdiri dari Mathilda yang memiliki ban rate tinggi namun win rate cukup tinggi juga (0.75).

- c. **Klaster 3 mencakup hero dengan ban rate sedang hingga tinggi, namun win rate bervariasi dan cenderung lebih rendah dibanding klaster 1.**

Pendekatan ini sesuai dengan metode yang dijelaskan dalam penelitian, di mana hasil klaster menggambarkan segmentasi karakter berdasarkan performa dan popularitasnya dalam pertandingan kompetitif (Thoriq Az Zuhri, 2023), (Mito Rudito, 2023), (A. Drachen, 2014) & (A. Fauzi., 2023).

B. PEMBAHASAN

Hasil klasterisasi menggunakan algoritma **K-Means** dengan jumlah klaster **k = 3** menghasilkan tiga kelompok hero berdasarkan dua variabel utama, yaitu **ban rate** dan **win rate**. Setiap klaster mencerminkan karakteristik khusus dari hero-hero yang dikelompokkan.

Klaster 1: Hero Meta Prioritas Tinggi

Klaster pertama berisi hero-hero seperti Joy, Nolan, Guinevere, Wanwan, dan Minotaur. Hero dalam kelompok ini memiliki:

- a. **Ban rate yang relative rendah hingga sedang**
- b. **Win rate yang sangat tinggi (mendekati atau sama dengan 100%)**

Hero-hero ini mungkin tidak selalu masuk dalam daftar ban utama, tetapi memiliki potensi kemenangan tinggi ketika tidak diblokir. Kondisi ini dapat mengindikasikan bahwa hero tersebut menjadi **meta sleeper pick**, yaitu hero yang kuat tetapi tidak selalu di-ban, sehingga sering digunakan untuk mendapatkan keuntungan strategis.

Klaster 2: Hero Dominan dengan Potensi Ancaman

Klaster kedua hanya terdiri dari Mathilda, yang memiliki ban rate tinggi (**43%**) dan win rate tinggi (**75%**). Hal ini menunjukkan bahwa Mathilda dianggap sebagai ancaman besar oleh banyak pemain dan sering menjadi target ban. Namun, ketika tidak di-ban dan berhasil digunakan, kemampuannya memberikan kontribusi signifikan terhadap kemenangan tim. Ini menggambarkan bahwa Mathilda adalah **hero dengan dominasi tinggi**, dan menjadi incaran ban karena dianggap game changer.

Klaster 3: Hero Situasional dan Perlu Konteks

Hero dalam klaster ketiga seperti Claude, Bruno, dan Faramis memiliki karakteristik:

- a. **Ban rate sedang**
- b. **Win rate lebih rendah dibanding klaster 1, dan kurang konsisten**

Claude, misalnya, memiliki win rate **hanya 50%** meskipun ban rate-nya tidak terlalu rendah. Ini bisa disebabkan oleh:

- a. Tingkat kesulitan penggunaan hero yang tinggi
- b. Kebutuhan sinergi tim yang spesifik
- c. Efektivitas tergantung pada situasi atau meta tertentu

Sehingga klaster ini bisa disebut sebagai **hero situasional**: tidak selalu efektif di semua kondisi dan memerlukan kombinasi strategi atau gameplay tertentu untuk optimal.

K-Means bekerja dengan meminimalkan jarak antar data terhadap centroid klaster. Karena data yang digunakan hanya dua dimensi (ban rate dan win rate), maka pemisahan sangat

dipengaruhi oleh distribusi nilai pada dua fitur tersebut. Hero yang memiliki kemiripan dalam kedua aspek tersebut akan dikelompokkan bersama.

Selain itu, karena beberapa hero memiliki nilai win rate yang ekstrem (seperti 100%), maka mereka secara otomatis tertarik ke satu kluster yang pusatnya juga memiliki nilai tinggi pada dimensi win rate. Hal ini juga sesuai dengan temuan (Christian, 2023)(Reddit user, 2023) & (Y. Qiu, Y. Gong, and G. Liu, 2024), bahwa K-Means efektif dalam mengelompokkan entitas berdasarkan kesamaan performa statistik dalam game.

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengelompokkan hero Mobile Legends berdasarkan ban rate dan win rate selama turnamen Meta M5 menggunakan algoritma *K-Means Clustering*. Hasil dari proses klusterisasi menunjukkan adanya tiga kelompok atau kluster dengan karakteristik berbeda. Kluster pertama terdiri dari hero-hero yang memiliki tingkat kemenangan (win rate) tinggi namun frekuensi pelanggaran (ban rate) rendah hingga sedang. Hal ini mengindikasikan bahwa beberapa hero efektif justru sering kali terlewatkan dalam fase pelanggaran, menjadikannya sebagai pilihan potensial bagi tim. Kluster kedua mencakup hero-hero yang memiliki win rate dan ban rate yang sama-sama tinggi, memperlihatkan bahwa hero dalam kluster ini dianggap sangat dominan dan berbahaya oleh tim-tim peserta turnamen. Sementara itu, kluster ketiga memuat hero-hero dengan ban rate sedang dan win rate yang cenderung bervariasi, sehingga efektivitas hero dalam kluster ini sangat bergantung pada strategi dan konteks permainan.

Temuan ini memperlihatkan bahwa win rate memiliki peran yang lebih signifikan dalam proses pengelompokan dibandingkan hanya mengandalkan ban rate. Hero yang jarang diban pun bisa masuk dalam kluster hero dominan apabila memiliki tingkat kemenangan yang konsisten. Secara keseluruhan, algoritma K-Means terbukti efisien dalam membantu mengelompokkan data performa hero dan memberikan wawasan yang berguna dalam membaca tren meta permainan serta strategi yang dapat digunakan dalam fase draft pick dan ban.

DAFTAR PUSTAKA

- AFK Gaming. (2023, Desember 8). *5 roamer heroes with the highest win rate in M5 World Championship*. AFK Gaming. <https://afkgaming.com/mobilesports/originals/5-roamer-heroes-with-the-highest-win-rate-in-m5-world-championship>
- Boycakra, et al. (2023). *Mobile Legend-analisis: M5 Tournament 2023 Analysis Tool*. GitHub repository.
- Christian. (2023, Desember 18). Daftar hero paling populer sepanjang M5 World Championship. *Ulti.Asia*.
- Devila, L. E., Cholil, S. R., Athallah, R. D., & Irawan, A. A. (2022). Implementasi algoritma K-means untuk menganalisa pemain video game Mobile Legend untuk mengetahui tipe hero dan role yang sering digunakan pada setiap kalangan. *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, Universitas Semarang.
- Drachen, A., Thurau, C., Sifa, R., & Bauckhage, C. (2014, Juli). A comparison of methods for player clustering via behavioral telemetry. *arXiv preprint*.

- Fauzi, A. (2023, Desember 8). Babak grup M5 World Championship: Daftar hero langganan ban. *Pilihan Indonesia*.
- Jordan, J., & Yarah, S. (2021). Memprediksi pola ban hero pada game Mobile Legends menggunakan algoritma Apriori. Universitas Nusa Mandiri.
- Liquipedia. (2023). *M5 World Championship - Statistics*. Liquipedia. https://liquipedia.net/mobilelegends/M5_World_Championship/Statistics
- Qasthari, J. W., & Kurniawan, R. (2024). Penggunaan algoritma K-means clustering untuk mengelompokkan pemain berdasarkan gaya bermain pada Battle Royale Call of Duty Mobile. *Future Academia: The Journal of Multidisciplinary Research on Scientific and Advanced*, 2(3).
- Qiu, Y., Gong, Y., & Liu, G. (2024, Juli). User behavior analysis and clustering in a MMO mobile game: Insights and recommendations. *arXiv preprint*.
- Reddit user. (2023, Desember). MLBB tournament dataset (time-series ban/pick/win). *Reddit*.
- Rudito, M. (2023, Desember 11). 5 hero paling sering kena ban di M5 World Championship. *IDN Times*.
- Sumarto, M. A., & Firya, M. Z. (2024). Analisis klastering pada karakteristik karakter pahlawan Mobile Legends: Bang Bang (MLBB) menggunakan algoritma simple K-means. *Journal Computer Science and Information Systems (J-CoSys)*, Universitas Mercu Buana Jakarta.
- Zuhri, T. A. (2023, Desember 8). 10 hero tersering di-ban di babak grup M5 World Championship. *Skor.id*.
- Zuhri, T. A. (2023, Desember 13). 3 hero wajib pick dan ban di playoff M5 World Championship. *Skor.id*.