

PENERAPAN METODE *WEIGHTED MOVING AVERAGE* PERAMALAN PADA STRATEGI *LINE UP* VALORANT

Dimas Agung Nugroho, Zara Yunizar, Lidya Rosnita

Teknik Informatika, Universitas Malikussaleh
Jalan Batam Kampus Bukit Indah, Lhokseumawe, Indonesia
dimas.200170251@mhs.unimal.ac.id

ABSTRAK

Kompetisi *e-sports* Valorant menuntut strategi penentuan *line up* yang matang untuk mengamankan kemenangan secara konsisten. Namun, pemain kerap menghadapi permasalahan karena performa statistik *agent* berfluktuasi secara dinamis akibat pergeseran meta *game* dari waktu ke waktu. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode peramalan *Weighted Moving Average* (WMA) guna merekomendasikan komposisi *line up* tim yang optimal pada map Ascent, Bind, dan Haven. Metode WMA digunakan untuk memproses 100 data pertandingan dengan memberikan bobot lebih besar pada data terbaru agar hasil prediksi lebih adaptif. Parameter yang dianalisis mencakup *win rate*, *kills*, *deaths*, dan *assists*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa map Ascent memiliki rata-rata *win rate* tertinggi sebesar 60,19%, disusul Bind (60%), dan Haven (58,08%). *Agent* Viper (66,43%) dan Jett (66%) mencatat tren performa terbaik, sedangkan Clove (29,35%) menunjukkan performa terendah. Kesimpulannya, metode WMA efektif digunakan sebagai instrumen pendukung dalam perencanaan taktis tim Valorant.

Kata kunci : Valorant, *Weighted Moving Average*, Peramalan, Strategi *line up*, *agent*

1. PENDAHULUAN

Game online saat ini merupakan fenomena global yang terus berkembang pesat seiring dengan kemajuan teknologi informasi dan komunikasi. Sejak internet semakin mudah diakses, industri permainan mengalami perkembangan signifikan yang memungkinkan para pemain dari berbagai belahan dunia untuk saling terhubung dan bertanding bersama secara *real-time*. Fenomena ini melahirkan produk *game* taktis kompetitif berskala masif seperti Valorant yang sukses memikat jutaan pemain aktif. Dalam ekosistem kompetisi *e-sports* yang sangat ketat, penentuan taktik tim yang matang menjadi faktor penentu utama untuk mengamankan kemenangan secara konsisten. Salah satu strategi taktis yang paling mendasar adalah pemilihan komposisi *line up agent* yang tepat, karena efektivitas utilitas kemampuan setiap karakter sangat dipengaruhi oleh kecocokan mereka terhadap tata letak arsitektur peta (map) permainan yang dihadapi.

Guna merumuskan strategi keputusan yang objektif, pemanfaatan teknik peramalan (*forecasting*) kuantitatif berbasis data historis mulai banyak diadopsi. Salah satu pendekatan analisis deret waktu yang teruji akurasi adalah metode *Weighted Moving Average* (WMA). Dalam beberapa studi terdahulu, metode WMA telah berhasil diimplementasikan untuk sistem prediksi persediaan produk farmasi, di mana algoritma ini terbukti mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi guna membantu mengoptimalkan strategi distribusi selanjutnya [1]. Selain itu, efisiensi metode peramalan WMA juga sukses diterapkan untuk merampingkan sistem informasi inventarisasi pada perusahaan dagang melalui analisis data logistik yang sistematis [2]. Meskipun mayoritas implementasi model WMA

sejauh ini masih berfokus pada manajemen komersial dan pergudangan, karakteristik dasar metode ini memiliki potensi besar apabila diadaptasikan ke dalam analisis taktis dunia *e-sports*.

Namun, proses penentuan formasi tim yang optimal pada *game* Valorant kerap menghadapi kendala dan permasalahan serius. Karakteristik performa statistik *agent* bergerak sangat dinamis akibat adanya pergeseran meta permainan dari waktu ke waktu. Sering kali, perumusan komposisi tim hanya didasarkan pada intuisi subjektif pelatih atau sekadar mengikuti preferensi pemain tanpa landasan empiris yang kuat. Masalah utamanya adalah bagaimana menerapkan metode WMA secara presisi dengan melibatkan variabel historis yang kompleks—meliputi tingkat kemenangan (*winrate*), jumlah eliminasi (*kill*), jumlah kematian (*death*), dan kontribusi bantuan (*assist*)—untuk memprediksi tren performa *agent*. Tanpa adanya instrumen analisis objektif yang mampu merangkum performa historis, tim akan kesulitan menentukan rekomendasi strategi *line up* yang paling optimal pada berbagai peta pertempuran.

Berdasarkan urgensi tersebut, penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk membantu tim dalam pengambilan keputusan pemilihan *agent*, mengidentifikasi pola permainan, serta mengembangkan komposisi *line up* yang optimal berbasis data kuantitatif. Rencana penyelesaian masalah dieksekusi dengan merancang aplikasi analisis pendukung keputusan berbasis web menggunakan *framework* Flask dan bahasa pemrograman Python. Data deret waktu (*time series*) yang digunakan diperoleh secara digital dengan mengekstrak statistik dari platform *Valorant Tracker*. Pengujian difokuskan pada tiga peta permainan utama, yaitu Bind, Ascent, dan Haven, dengan mengambil

sampel 100 pertandingan terakhir untuk setiap *agent*. Metrik performa aktual akan diolah secara kronologis dan dikalikan dengan sistem pembobotan linear naik, di mana akumulasi pembagi dari total seluruh bobot linear ditetapkan sebesar 5.050. Hasil akhir peramalan WMA ini akan direpresentasikan ke dalam bentuk visualisasi dasbor interaktif guna menghasilkan rekomendasi taktis yang valid dan presisi.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka memuat uraian sistematis mengenai landasan teoretis, kerangka pemikiran, serta rekam jejak penelitian terdahulu yang relevan dan berfungsi sebagai acuan utama dalam pelaksanaan penelitian ini. Bagian ini disusun untuk memberikan fondasi konseptual yang kuat mengenai integrasi antara teknik analisis data deret waktu dengan perancangan keputusan taktis dalam domain kompetisi digital. Secara komprehensif, pembahasan dalam bab ini akan menguraikan hasil studi komparatif dari literatur sejenis, formulasi matematis dari metode peramalan yang digunakan, serta karakteristik mekanis dari ekosistem permainan yang menjadi objek pengujian.

2.1. Penelitian Terdahulu

Kajian teoretis dalam penelitian ini dibangun berdasarkan beberapa studi empiris terdahulu yang menerapkan metode peramalan untuk optimasi dan pengambilan keputusan. Sejauh ini, metode *Weighted Moving Average* (WMA) telah banyak diimplementasikan pada sektor manajemen komersial dan logistik. Di antaranya adalah penerapan sistem prediksi persediaan produk farmasi untuk membantu pemilik apotek mengestimasi stok periode selanjutnya [1], serta peramalan kuantitas produksi komoditas perkebunan seperti karet menggunakan pembobotan berbasis data kuartal terdekat [3]. Algoritma WMA juga terbukti andal dalam menyusun sistem informasi pergudangan berbasis data transaksi guna menggantikan pencatatan manual [4], memproyeksikan tren penjualan menu kedai kopi secara akurat melalui evaluasi nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terkecil [5], hingga mengendalikan pengadaan stok barang retail toko kelontong demi menekan kerugian akibat kelebihan pembelian [6]. Selain WMA, pendekatan deret waktu lain seperti *Single Exponential Smoothing* juga pernah dikembangkan untuk menaikkan efisiensi dan kecepatan pengolahan laporan penjualan makanan ringan bulanan [7]. Perbedaan mendasar antara penelitian-penelitian terdahulu tersebut dengan penelitian ini terletak pada penentuan objek serta dimensi variabelnya. Ketika seluruh studi referensi di atas berfokus pada parameter rentang waktu, komoditas fisik, dan inventaris barang dagang, penelitian ini mengeksplorasi domain yang sepenuhnya baru dengan menjadikan statistik performa pemain (seperti karakter *agent*) dan karakteristik lingkungan digital (map) pada *game*

Valorant sebagai variabel utama untuk merumuskan rekomendasi strategi *line up* tim secara objektif.

2.2. Metode *Weighted Moving Average* dan *Forecasting*

Peramalan (*forecasting*) merupakan suatu metode kuantitatif yang digunakan untuk memprediksi kejadian atau nilai di masa depan berdasarkan catatan data historis yang saling terkait dan relevan di masa lalu. Teknik ini menjadi instrumen penting dalam meminimalkan tingkat ketidakpastian serta membantu merancang strategi perencanaan yang lebih efektif. Salah satu pendekatan analisis deret waktu (*time series analysis*) yang kerap digunakan untuk menentukan arah tren adalah metode rata-rata bergerak berbobot atau *Weighted Moving Average* (WMA) [7]. Metode ini beroperasi dengan mengubah deret pengamatan asli menjadi deret rata-rata bergerak yang lebih mulus (*smoothing*). Tujuan utama dari proses penapisan ini adalah menghilangkan fluktuasi acak (*noise*) agar kecenderungan tren dasar data dapat terlihat dengan lebih jelas [5]. Pendekatan WMA sangat tepat diaplikasikan pada karakteristik data yang polanya tidak berubah secara drastis dalam jangka pendek serta tidak memiliki efek musiman (*seasonal*). Secara mekanis, prinsip utama yang membedakan WMA dengan metode rata-rata bergerak sederhana terletak pada aspek pembobotannya. Metode WMA tidak memperlakukan semua data masa lalu secara setara, melainkan memberikan beban atau bobot (*weight*) yang lebih besar pada nilai pengamatan yang paling terbaru dalam deret berkala. Landasan filosofis dari sistem ini adalah asumsi bahwa data historis yang paling akhir atau paling dekat dengan periode yang akan diramal memiliki relevansi tertinggi untuk mencerminkan kondisi terkini. Secara matematis, formulasi umum penentuan nilai prediksi masa depan menggunakan algoritma *Weighted Moving Average* dapat dinyatakan melalui Persamaan (1) [8]:

$$F_{t+1} = \frac{\sum (w_i \times X_{t-i+1})}{\sum w_i} \quad (1)$$

Keterangan dari komponen-komponen variabel yang terdapat pada Persamaan (1) adalah sebagai berikut :

- F_{t+1} : hasil peramalan (*forecasting*) untuk periode berikutnya.
- X_{t-i+1} : nilai data aktual pada periode ke- i sebelumnya.
- w_i : bobot untuk periode ke- i , di mana semakin baru urutan datanya maka nilai bobotnya akan semakin besar.
- n : jumlah total periode acuan yang digunakan dalam jendela perhitungan (*moving window*).

2.3. *Game Valorant* dan *First-Person Shooter* (FPS)

Genre *First-Person Shooter* (FPS) merupakan salah satu jenis permainan simulasi tembak-

menembak aksi yang dirancang dan dibangun dengan sudut pandang orang pertama[9]. Karakteristik utama dari mekanik FPS berfokus pada aspek penyelesaian misi, peningkatan efisiensi senjata, serta presisi tindakan menembak di dalam dunia maya[10]. Saat memainkan *game* bergenre FPS, layar monitor hanya akan menampilkan visualisasi bagian tangan dan ujung senjata yang sedang dipegang oleh karakter, sehingga pemain seolah-olah melihat lingkungan simulasi secara imersif langsung "melalui mata" karakter tersebut[10]. Hal ini menjadi pembeda utama antara perspektif FPS dengan *Third-Person Shooter* (TPS), di mana pada mode TPS posisi kamera diletakkan di belakang punggung atau di atas bahu untuk menampilkan seluruh visual tubuh karakter secara utuh saat bergerak maupun melakukan tembakan[10].

Salah satu produk *game* taktis berbasis PC yang mengadopsi genre FPS dengan pertumbuhan ekosistem kompetitif dan e-sports paling masif saat ini adalah Valorant, yang dikembangkan serta dirilis secara resmi oleh Riot Games pada 2 Juni 2020[11], [12]. Sebagai *game* taktis *multi*-pemain *online*, Valorant memadukan elemen adu tembak konvensional dengan kemampuan unik dari setiap karakter fiktional yang disebut sebagai *agent* [11]. Setiap *agent* memiliki variasi kemampuan (*skills*) yang berbeda-beda dan diklasifikasikan ke dalam empat *role* utama, yaitu *Duelist*, *Initiator*, *Controller*, dan *Sentinel*[11].

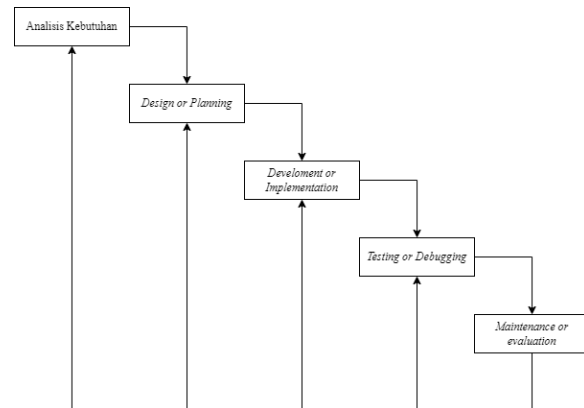
Dalam dinamika permainan kompetitif Valorant, terdapat istilah *line up* yang merujuk pada perencanaan taktis yang melibatkan kombinasi pemilihan *agent* serta penempatan kemampuan khususnya pada koordinat posisi tertentu guna mencapai target strategis yang diinginkan [11]. Pemilihan komposisi *line up* yang tepat dan adaptif sangat krusial, karena efektivitas utilitas *agent* tidak hanya bergantung pada *skill* individu pemain, tetapi juga sangat dipengaruhi oleh kecocokan karakter terhadap tata letak arsitektur peta permainan (map) yang sedang dihadapi. Oleh karena itu, pengumpulan data performa historis dari setiap *role agent* di berbagai map menjadi landasan empiris yang sangat penting untuk memproyeksikan strategi taktis terbaik tim.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan secara daring (*online*) di lingkungan Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe, dengan garis waktu perencanaan dan pengerjaan yang dimulai sejak Mei 2024 hingga selesai. Data historis yang digunakan sebagai basis pemodelan diperoleh sepenuhnya secara digital dengan mengakses antarmuka platform *tracking* statistik kompetitif Valorant resmi, yaitu melalui alamat tautan <https://tracker.gg/valorant>. Data yang diestraksi merupakan data deret waktu (*time series*) yang merekam performa riil dari tiap karakter permainan.

Prosedur perancangan dan pembangunan aplikasi dalam penelitian ini menerapkan model rekayasa

perangkat lunak Waterfall. Kerangka kerja ini dipilih karena polanya yang terstruktur secara sistematis, di mana setiap fase harus diselesaikan terlebih dahulu sebelum melangkah ke tahap berikutnya. Alur tahapan kerja Waterfall dalam studi ini diawali dari tahapan analisis kebutuhan sistem, perencanaan dan desain arsitektur, implementasi pengodean program, pengujian dan eliminasi kesalahan (*debugging*), hingga pemeliharaan serta evaluasi perangkat lunak.



Gambar 1. Tahapan Pengembangan Sistem Dengan Model Waterfall

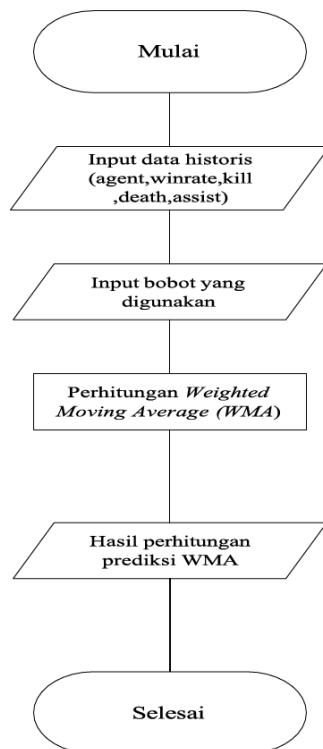
Aplikasi pendukung perhitungan peramalan ini diimplementasikan menggunakan perangkat keras (*hardware*) berupa komputer laptop merek HP dengan spesifikasi prosesor berkecepatan 4.20 GHz, RAM 16GB, serta media penyimpanan berbasis SSD berkapasitas 512 GB. Sementara itu, lingkungan perangkat lunak (*software*) yang digunakan meliputi sistem operasi Microsoft Windows, Microsoft Excel untuk tabulasi data mentah, bahasa pemrograman Python dengan integrasi *framework* Flask selaku mesin pengolah kalkulasi algoritma, serta browser internet sebagai media visualisasi antarmuka *dashboard* analisis.

Komponen data yang diolah di dalam sistem penentuan komposisi strategi *line up* ini diklasifikasikan ke dalam dua kategori variabel utama, yaitu:

- Variabel Independen (Bebas): Parameter lingkungan yang sifatnya tidak dipengaruhi oleh variabel lain, meliputi klasifikasi tugas karakter (*role*), jenis karakter (*agent*), peta pertempuran (map: Ascent, Bind, Haven), dan batasan jumlah rentang pertandingan historis (*window N*) yang ditetapkan secara konstan sebanyak 100 pertandingan (*matches*).
- Variabel Dependen (Terikat): Indikator performa aktual hasil bertanding yang nilainya akan dihitung dan diprediksi oleh algoritma WMA, meliputi tingkat kemenangan (*winrate*), jumlah eliminasi (*kill*), jumlah kematian (*death*), dan kontribusi bantuan (*assist*).

Dalam mengeksekusi perhitungan WMA, sekumpulan data dari 100 pertandingan diurutkan secara kronologis dari waktu terlama hingga waktu

terbaru . Pembobotan diberikan secara linear naik dengan interval angka 1 sampai 100. Pertandingan paling lama (*Match* ke-1) diberikan bobot terkecil yaitu 1, karena dianggap memiliki relevansi paling rendah terhadap performa saat ini . Sebaliknya, pertandingan paling baru (*Match* ke-100) diberikan bobot tertinggi yaitu 100 karena mencerminkan performa aktual pemain . Akumulasi pembagi dari total seluruh bobot linear ($1 + 2 + 3 + \dots + 100$) adalah sebesar 5.050. Skema logika pemrosesan kalkulasi data dari tahap input data hingga penampilan grafik prediksi ditunjukkan pada Gambar 2.



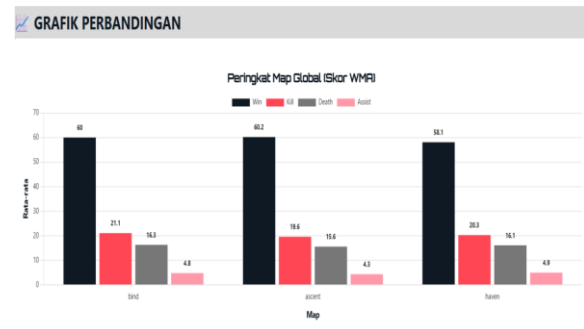
Gambar 2. Skema Alur Perhitungan Metode *Weighted Moving Average*

Berdasarkan diagram alur pada Gambar 2, proses perhitungan *Weighted Moving Average* dimulai dengan melakukan input data historis performa *agent* (meliputi metrik *winrate*, *kill*, *death*, dan *assist*) yang bersumber dari platform tracker.gg. Setelah data berhasil ditarik, langkah berikutnya adalah meng-input parameter bobot linear yang akan digunakan dalam jendela perhitungan. Data-data tersebut kemudian diproses melalui komputasi formula matematis WMA sesuai dengan Persamaan (1). Tahap akhir dari proses ini adalah menghasilkan prediksi skor performa guna menentukan kombinasi *line up agent* paling efektif, yang hasilnya akan di-render oleh sistem ke dalam bentuk visualisasi tabel dan grafik.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Fase pengujian sistem dilakukan dengan mengevaluasi *dataset* historis sebanyak 100 pertandingan untuk seluruh *agent* pada tiga peta

permainan utama. Berdasarkan kalkulasi menggunakan algoritma WMA, tren performa makro dari seluruh karakter menunjukkan akumulasi rata-rata tingkat kemenangan (*winrate*) sebesar 58,1%, jumlah eliminasi (*kill*) sebesar 20,3, jumlah kematian (*death*) sebesar 16,1, dan kontribusi bantuan (*assist*) sebanyak 4,9. Hasil visualisasi makro dari peramalan global ini direpresentasikan melalui Gambar 3.



Gambar 3. Grafik komparasi performa taktis antar-peta permainan

Berdasarkan komparasi kurva grafik pada Gambar 3, dapat ditarik kesimpulan bahwa peta (map) Ascent merupakan wilayah yang paling menguntungkan bagi tim karena mencatatkan rata-rata *winrate* tertinggi sebesar 60,19%, disusul oleh Bind dengan 60%, dan Haven dengan 58,08% . Sebaliknya, intensitas pertempuran tertinggi terjadi pada wilayah Bind yang memicu tingkat pertukaran eliminasi paling agresif, dengan rata-rata angka *kill* tertinggi (21,1) sekaligus angka *death* tertinggi (16,3).

Formasi kombinasi *line up agent* terbaik dirumuskan dengan memilah nilai peramalan tertinggi pada masing-masing pembagian tugas peran (*role*) di setiap peta permainan . Distribusi data performa hasil pembobotan linear algoritma WMA untuk karakter-karakter terbaik (*top picks*) di ketiga map disajikan secara terstruktur melalui Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Peramalan WMA Komposisi *Agent* Optimal Per Map

Map	Role	Agent Terbaik	Winrate (%)	Kill	Death	Assists
Ascent	Duelist	Raze	66,00	21,53	16,59	6,47
	Initiator	Sova	70,00	19,81	14,90	7,66
	Sentinel	Vyse	74,44	17,51	13,13	4,79
	Controller	Harbor	67,78	22,93	13,73	8,18
Bind	Duelist	Neon	63,72	20,34	16,77	4,75
	Initiator	Fade	64,55	18,75	14,72	6,45
	Sentinel	Sage	63,61	16,97	14,97	7,09
	Controller	Clove	57,15	20,20	17,05	7,68
Haven	Duelist	Jett	66,00	21,87	15,93	3,43
	Initiator	Tejo	60,27	17,63	14,73	5,06
	Sentinel	Vyse	62,22	16,02	13,93	5,82
	Controller	Brimstone	70,69	16,35	14,62	6,40

Berdasarkan paparan data statistik pada Tabel 1, formasi *line up* terbaik untuk mengamankan kemenangan pada wilayah Ascent disarankan

mengombinasikan karakter Sova sebagai pengumpul informasi wilayah (*initiator*) dan Vyse sebagai jangkar pertahanan (*sentinel*) karena kedua karakter tersebut memiliki keunggulan nilai prediksi *winrate* dominan di atas 70%. Sementara itu, arsitektur wilayah Bind yang memiliki portal teleportasi unik menuntut mobilitas tim yang tinggi. Melalui pengujian algoritma, formasi taktis tim direkomendasikan untuk menempatkan kombinasi Fade dan Viper guna mempermudah pengkondisian ruang serta kontrol visi musuh secara optimal. Terakhir, untuk wilayah Haven yang memiliki karakteristik unik dengan tiga lokasi penanaman bom (*three bomb sites*), dibutuhkan ketahanan rotasi pertahanan yang seimbang. Formasi paling ideal pada peta ini adalah menempatkan Brimstone sebagai pengontrol area utama berkat keunggulan *winrate* hasil peramalan tertingginya yang menyentuh angka 70,69%.

Guna memastikan validitas keluaran sistem berbasis web, dilakukan pengujian validasi melalui komputasi manual menggunakan sampel data pertandingan *agent* Astra pada wilayah peta Bind. Mengacu pada Persamaan (1), perhitungan nilai peramalan tingkat kemenangan (*winrate*) dieksekusi dengan mengalikan data aktual hasil 100 pertandingan terhadap bobot linear berinterval 1 hingga 100, seperti yang dijabarkan pada Persamaan (2):

$$WMA Winrate = \frac{((65 \times 1) + (65 \times 2) + \dots + (30 \times 100))}{5.050}$$

$$WMA Winrate = \frac{251.985}{5.050} = 49,90\% \quad (2)$$

Selain perhitungan tingkat kemenangan, penentuan efektivitas *agent* juga didasarkan pada peramalan akumulasi rasio *Kill*, *Death*, dan *Assist* (KDA) menggunakan sistem pembobotan linear yang sama. Formulasi matematis pengujian rasio KDA manual untuk *agent* Astra dipaparkan melalui Persamaan (3):

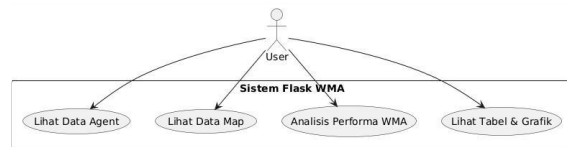
$$Rasio KDA = \frac{\sum(Kills \times W) + \sum(Assists \times W)}{\sum(Deaths \times W)}$$

$$Rasio KDA = \frac{(91.153 + 30.149)}{79.588}$$

$$Rasio KDA = \frac{121.302}{79.588} = 1,52 \quad (3)$$

Berdasarkan hasil kalkulasi manual pada Persamaan (2) dan Persamaan (3), diperoleh nilai peramalan *winrate agent* Astra di *map* Bind sebesar 49,90% dengan target capaian rasio KDA sebesar 1,52. Nilai koefisien ini kemudian dicocokkan dengan hasil keluaran komputasi program pada *framework* Flask, di mana kedua metode tersebut menunjukkan hasil kalkulasi yang sinkron dan presisi.

Aplikasi analisis performa ini dibangun menggunakan arsitektur web mikro *framework* Flask berbasis bahasa pemrograman Python dengan pengelolaan *dataset* terstruktur berformat CSV. Secara fungsional, hak akses interaksi pengguna di dalam sistem dimodelkan melalui *Use Case Diagram* yang disajikan pada Gambar 5.

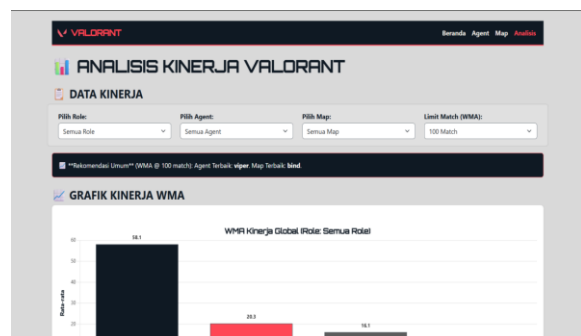


Gambar 5. Use Case Diagram Pemodelan

Fungsionalitas Sistem Flask WMA

Merujuk pada diagram interaksi fungsional pada Gambar 5, aktor pengguna (*user*) memiliki kapabilitas penuh untuk mengakses modul utama sistem tanpa melalui proses otentikasi yang rumit. Aktivitas pengguna di dalam sistem Flask WMA ini meliputi empat fungsionalitas utama, yaitu melihat katalog data *agent* berdasarkan pembagian perannya, meninjau karakteristik arsitektur *map*, mengeksekusi modul analisis performa terbobot, serta membaca interpretasi keluaran dalam wujud tabel dan grafik.

Implementasi fisik dari hasil pemodelan fungsional tersebut di-*render* ke dalam halaman antarmuka dasbor interaktif berbasis web, seperti yang diilustrasikan melalui Gambar 6.



Gambar 6. Desain Antarmuka Dasbor Modul Halaman Analisis Taktis

Melalui visualisasi antarmuka dasbor pada Gambar 6, pengguna dapat melakukan penyaringan (*filtering*) data secara dinamis berdasarkan parameter *role*, *agent*, dan *map*, hingga menentukan batasan jumlah jendela pertandingan (*limit match*) untuk menghasilkan kurva analisis tren secara instan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, penerapan metode *Weighted Moving Average* (WMA) terbukti mampu memberikan prediksi performa *agent* Valorant yang lebih responsif dalam menangkap tren kompetitif terbaru dibandingkan pendekatan metode rata-rata sederhana. Hasil analisis tingkat peta menunjukkan bahwa setiap wilayah pertempuran memiliki kecenderungan tren tersendiri, di mana *map* Ascent mencatatkan rata-rata *winrate* tertinggi sebesar 60,19%, dengan karakter Viper (66,43%) dan Jett (66%) sebagai *agent* berkinerja terbaik, sedangkan Clove (29,35%) menunjukkan tren performa terendah. Melalui hasil komputasi peramalan tersebut, perumusan strategi *line up* taktis yang objektif dapat dirancang secara ideal

dengan memprioritaskan Brimstone dan Viper sebagai komponen karakter inti tim pada hampir seluruh peta permainan. Untuk pengembangan studi ke depan, disarankan bagi penelitian selanjutnya untuk melakukan uji komparasi akurasi metode WMA terhadap algoritma deret waktu lain seperti *Exponential Smoothing* atau ARIMA, serta memperluas volume pengumpulan *dataset* agar mencakup variasi *patch* meta maupun map paling terbaru. Selain itu, implementasi praktis disarankan untuk dikembangkan ke dalam sistem aplikasi berbasis web yang terintegrasi secara *real-time* dengan platform API *tracker.gg*, dengan tetap mengombinasikan hasil peramalan kuantitatif ini bersama faktor kualitatif *in-game* seperti kapasitas *skill* individu pemain serta dinamika sinergi kerja sama tim di lapangan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Z. Silvy, A. Zakir, and D. Irwan, "Penerapan Metode Weighted Moving Average Untuk Peramalan Persediaan Produk Farmasi," *Jitekh*, vol. 8, no. 2, pp. 59–64, 2020.
- [2] K. Suryadana and I. B. G. Sarasyananda, "Streamlining Inventory Forecasting with Weighted Moving Average Method at Parta Trading Companies," *J. Galaksi*, vol. 1, no. 1, pp. 12–21, 2024.
- [3] A. Nasution, "Forecasting Produksi Karet Menggunakan Metode Weighted Moving Average," *J. Tek. Inform. Techsi*, vol. 10, no. 2, pp. 45–52, 2018.
- [4] D. P. Y. Ardiana and L. H. Loekito, "Sistem Informasi Peramalan Persediaan Barang Menggunakan Metode Weighted Moving Average," *J. Teknol. Inf. dan Komput.*, vol. 6, no. 3, pp. 71–79, 2018.
- [5] M. Rizqi, A. Cahya, and N. Maida, "Implementasi Metode Weighted Moving Average Untuk Sistem Peramalan Penjualan Markas Coffee," *INFORMAL Informatics J.*, vol. 6, no. 3, pp. 147–154, 2021.
- [6] I. Setiawan, "Rancang Bangun Aplikasi Peramalan Persediaan Stok Barang Menggunakan Metode Weighted Moving Average (Wma) Pada Toko Barang Xyz," *J. Tek. Inform.*, vol. 13, no. 3, pp. 1–9, 2021.
- [7] M. Qamal, "Peramalan Penjualan Makanan Ringan Dengan Metode Single Exponential Smoothing," *J. Tek. Inform. Techsi*, vol. 8, no. 1, pp. 110–115, 2016.
- [8] Xendit, "Forecasting: Pengertian, Metode, dan Contohnya," Xendit Blog. [Online]. Available: <https://www.xendit.co/id/blog/apa-itu-forecasting-ini-penjelasan-dan-beberapa-metodenya/>
- [9] P. Anaking *et al.*, "Pengembangan Aplikasi First Person Shooter (Fps) Sebagai Simulasi Latihan Tembak Berbasis Virtual Reality," *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 5, no. 7, pp. 1941–1950, 2025.
- [10] P. K. Ariningsih and Y. P. Mulyani, "Penilaian Atribut Usabilitas oleh Gamer First Person Shooter (FPS) Indonesia," *J. Rekayasa Sist. Ind. UNPAR*, vol. 5, no. 2, pp. 96–105, 2016.
- [11] H. S. D. Saputra, "Virtual Communication to Every Valorant Online Game Player in Developing Game Strategy," *Int. J. Educ. Inf. Technol. Others*, vol. 6, no. 2, pp. 44–61, 2023.
- [12] W. K. Sihite, A. R. Santoso, E. M. Setiady, T. D. Sutanto, P. A. Wicaksono, and P. Nastiti, "Analisis User Experience pada Game Valorant dengan Menggunakan Metode Game Design Factors Questionnaire," *J. Univ. Atmajaya*, vol. 1, no. 1, 2024.