

PREDIKSI WIN RATE PADA GAME VALORANT MELALUI PEMILIHAN AGENT MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES

Agus Iskandar*¹, Jonathan Pratama ²

^{1,2}Universitas Nasional

agus.iskandar@civitas.unas.ac.id¹, joki2206@gmail.com²

Received: 08-12-2025

Revised: 03-01-2026

Approved: 20-01-2026

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi win rate pada game Valorant berdasarkan pemilihan dan komposisi agent menggunakan algoritma Naïve Bayes, serta menganalisis pengaruh keseimbangan role dan tier agent terhadap peluang kemenangan tim. Metode penelitian yang digunakan adalah pendekatan CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) yang terdiri dari tahapan Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment, dengan data pertandingan diambil dari situs liquipedia.net sebanyak 200 data yang kemudian diolah menggunakan target encoding, Gaussian Naïve Bayes, serta evaluasi menggunakan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu memprediksi hasil pertandingan dengan akurasi sebesar 71,79%, precision 62,50%, recall 66,67%, dan F1-score 64,52%, serta implementasi aplikasi berbasis web menggunakan Streamlit yang dapat memprediksi peluang kemenangan berdasarkan pemilihan lima agent. Simpulan dari penelitian, bahwa komposisi role yang seimbang serta penggunaan agent dengan tier tinggi (S dan A) berpengaruh positif terhadap peluang kemenangan, sehingga model Naïve Bayes dapat digunakan sebagai alat bantu prediksi dan strategi awal dalam pemilihan agent pada game Valorant meskipun masih terdapat keterbatasan pada faktor eksternal permainan.

Kata Kunci: Valorant, Naïve Bayes, Prediksi Kemenangan, Komposisi Agent

PENDAHULUAN

Perkembangan industri game online terus mengalami peningkatan yang pesat, seiring dengan kemajuan teknologi digital dan semakin luasnya akses internet di seluruh dunia (Irawan & Siska, 2021). Salah satu game online yang menarik perhatian adalah Valorant, sebuah game First Person Shooter (FPS) 5v5 yang dirilis oleh Riot Games. Dalam permainan ini, pemain tidak hanya mengandalkan keterampilan menembak semata, tetapi juga dituntut mampu menyusun strategi melalui pemilihan agent yang tepat dan membentuk komposisi tim yang seimbang (Herdiansyah & Napitupulu, 2023). Setiap agent memiliki role spesifik, yaitu duelist, initiator, sentinel, dan controller, di mana masing-masing berperan penting dalam jalannya permainan (Syaefullah & Anggapuspa, 2023). Menurut Ghetău (2022) pemilihan agent yang tepat diharapkan mampu meningkatkan peluang kemenangan tim, terutama dalam pertandingan-pertandingan kompetitif. Namun, permasalahan yang kerap dihadapi pemain adalah ketidaktahuan mereka mengenai bagaimana komposisi agent yang efektif dapat memengaruhi hasil akhir pertandingan. Banyak pemain hanya memilih agent favorit tanpa mempertimbangkan keseimbangan role dalam tim, sehingga berpotensi menurunkan peluang kemenangan.

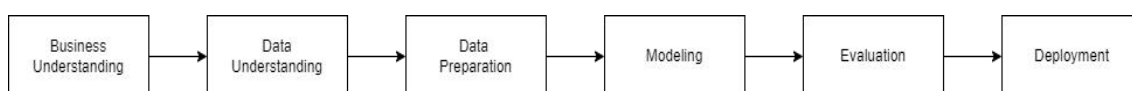
Di sisi lain, belum banyak studi yang membahas penerapan machine learning untuk memprediksi peluang kemenangan berdasarkan komposisi agent di game Valorant. Hal ini menjadi peluang untuk mengembangkan model prediksi yang mampu memberikan rekomendasi susunan agent optimal, sekaligus meningkatkan pemahaman pemain tentang pentingnya strategi komposisi tim. Penelitian terkait prediksi

kemenangan berbasis Naïve Bayes telah dilakukan di beberapa game lain, salah satunya Mobile Legends. Penelitian yang dilakukan oleh Bayulianto et al. (2023) berhasil mengembangkan model prediksi kemenangan dengan akurasi 89%. Metode serupa diterapkan oleh Naufal et al. (2024) yang membandingkan performa Naïve Bayes dengan Decision Tree, di mana Decision Tree menunjukkan kinerja lebih baik dengan AUC 0,67 dibandingkan Naïve Bayes yang hanya mencapai AUC 0,48. Penelitian lain oleh Listijo et al. (2020) juga mengimplementasikan Naïve Bayes untuk prediksi susunan tim Mobile Legends dan mencatat akurasi 80%. Namun, penelitian-penelitian tersebut belum ada yang secara spesifik diterapkan pada game Valorant, yang memiliki mekanisme agent dan role yang unik.

Berdasarkan kebutuhan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi win rate dalam game Valorant berbasis komposisi agent menggunakan algoritma Naïve Bayes. Model ini diharapkan mampu mengklasifikasikan hasil pertandingan menjadi "Menang" atau "Kalah" dengan mempertimbangkan kombinasi agent, role, dan tier agent yang dipilih. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk membuktikan bahwa keseimbangan komposisi role dalam tim memiliki pengaruh signifikan terhadap peluang kemenangan, serta mengukur sejauh mana akurasi algoritma Naïve Bayes dalam menangkap pola-pola tersebut. Melalui pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi komunitas pemain Valorant, khususnya pemain baru, dalam menyusun strategi komposisi agent yang lebih efektif. Selain itu, hasil penelitian ini juga diharapkan memperkaya literatur ilmiah tentang penerapan machine learning khususnya Naïve Bayes dalam game analytics, sebuah bidang yang semakin relevan seiring berkembangnya industri e-sports.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), yang terdiri dari enam tahapan: Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment.



Gambar 1 Alur Metode CRISP-DM

Tahapan Business Understanding bertujuan memahami tujuan bisnis, yaitu membangun model prediksi win rate berdasarkan komposisi agent Valorant. Data Understanding meliputi pengumpulan data pertandingan Valorant dari situs liquipedia.net dan memahami karakteristik data tersebut. Pada tahap Data Preparation, data dibersihkan dan diolah menggunakan metode Target Encoding agar bisa digunakan dalam algoritma Naïve Bayes. Selanjutnya, pada tahap Modeling, algoritma Gaussian Naïve Bayes diterapkan untuk membangun model prediksi. Evaluation dilakukan dengan menggunakan confusion matrix untuk mengukur akurasi, precision, recall, dan F1-score. Terakhir, pada tahap Deployment, model yang telah dievaluasi diterapkan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan framework Streamlit, sehingga pengguna dapat langsung memanfaatkan model untuk memprediksi peluang kemenangan berdasarkan susunan agent yang dipilih.

$$P(C|X) = \frac{P(X|C) \cdot P(C)}{P(X)}$$

Keterangan :


$P(C|X)$ adalah probabilitas C (Win/Lose) diberikan fitur X.

$P(X|C)$ adalah probabilitas fitur X diberikan kelas C.

$P(C)$ adalah probabilitas awal dari kelas C (prior probability).

$P(X)$ adalah probabilitas dari fitur X.

Situs liquidpedia.net merupakan proyek terbuka yang didirikan oleh Team Liquid, yang memiliki tujuan untuk mendokumentasikan dan melestarikan sejarah esports secara objektif dan factual. Platform ini menyajikan informasi dengan cara yang mudah diakses dan dipahami, serta memungkinkan berbagi data di seluruh komunitas esports. Berikut ini adalah tampilan situs dari liquidpedia.net.



Date	Tier	Type	Tournament	Map	K	D	A	Ratio	Picks	Score	vs. Picks	VOD
February 20, 2025 - 17:00 WIB	S-Tier	Offline	Masters Bangkok	Split	33	27	3	1.2		18 : 16		
February 20, 2025 - 05:20 WIB	B-Tier	Online	VCL Brazil: Stage 1 - RS	Haven	11	8	0	1.4		13 : 1		
February 20, 2025 - 04:00 WIB	B-Tier	Online	VCL NA: Stage 1 - Swiss	Abyss	15	18	7	0.8		6 : 13		
February 20, 2025 - 03:05 WIB	B-Tier	Online	VCL Brazil: Stage 1 - RS	Pearl	17	14	4	1.2		13 : 8		
February 20, 2025 - 03:05 WIB	B-Tier	Online	VCL Brazil: Stage 1 - RS	Pearl	18	14	4	1.3		13 : 8		
February 20, 2025 - 03:05 WIB	B-Tier	Online	VCL Brazil: Stage 1 - RS	Haven	17	11	3	1.5		13 : 5		
February 20, 2025 - 02:10 WIB	C-Tier	Online	Norway League '25	Haven	20	5	2	4		13 : 1		
February 20, 2025 - 02:10 WIB	C-Tier	Online	Norway League '25	Lotus	18	17	4	1.1		10 : 13		
February 20, 2025 - 02:10 WIB	C-Tier	Online	Norway League '25	Bind	9	17	8	0.5		13 : 11		
February 20, 2025 - 02:00 WIB	B-Tier	Online	VCL LAS: Stage 1 - ACE M.	Haven	15	14	1	1.1		6 : 13		
February 20, 2025 - 02:00 WIB	B-Tier	Online	VCL LAS: Stage 1 - ACE M.	Split	18	16	5	1.1		11 : 13		
February 20, 2025 - 02:00 WIB	B-Tier	Online	VCL LAS: Stage 1 - ACE M.	Fracture	14	5	1	2.8		13 : 4		
February 20, 2025 - 00:00 WIB	B-Tier	Online	VCL Spain: Stage 1	Abyss	16	23	2	0.7		15 : 13		
February 19, 2025 - 23:00 WIB	C-Tier	Online	LRF Season 2	Abyss						12 : 14		
February 19, 2025 - 07:20 WIB	B-Tier	Online	VCL NA: Stage 1 - Swiss	Split	24	10	4	2.4		13 : 5		
February 19, 2025 - 07:20 WIB	B-Tier	Online	VCL NA: Stage 1 - Swiss	Haven	15	12	4	1.3		13 : 3		
February 19, 2025 - 06:20 WIB	B-Tier	Online	VCL NA: Stage 1 - Swiss	Haven	16	11	6	1.5		13 : 8		
February 19, 2025 - 05:00 WIB	B-Tier	Online	VCL LAN: Stage 1 - ACE M.	Haven	24	15	3	1.6		13 : 9		
February 19, 2025 - 05:00 WIB	B-Tier	Online	VCL LAN: Stage 1 - ACE M.	Pearl	9	16	0	0.6		3 : 13		
February 19, 2025 - 04:00 WIB	B-Tier	Online	VCL NA: Stage 1 - Swiss	Pearl	33	18	4	1.8		14 : 12		

Gambar 2. Tampilan Situs Liquidpedia.net

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari hasil observasi dan pencatatan history pertandingan dari website liquidpedia.net.

User Interface Design

Untuk mendukung penerapan hasil penelitian, aplikasi prediksi berbasis web dikembangkan menggunakan Streamlit. User Interface (UI) aplikasi dirancang sederhana agar mudah digunakan oleh pemain Valorant, baik pemula maupun berpengalaman. Pengguna cukup memilih lima agent yang akan digunakan, kemudian sistem mengolah data tersebut menjadi numerik, menghitung jumlah role dalam tim, lalu mengirimkan data tersebut ke model Naïve Bayes untuk memprediksi hasil pertandingan. Hasil prediksi, apakah tim memiliki peluang menang atau kalah, ditampilkan langsung di antarmuka aplikasi.

VALORANT TEAM COMPOSITION PREDICTOR

Input Team Composition

Agent 1
 v

Agent 2
 v

Agent 3
 v

Agent 4
 v

Agent 5
 v

Gambar 3. User Interface Design

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Table 1.
Sample Dataset Valorant

agent_1	brimstone	fade
agent_2	tejo	yoru
agent_3	jett	vyse
agent_4	sova	cypher
agent_5	vyse	astra
duelist	1	1
initiator	2	1
sentinel	1	2
controller	1	1
tier_agent_1	B	B
tier_agent_2	S	B
tier_agent_3	S	A
tier_agent_4	S	S
tier_agent_5	A	A
result	0	1

Data Preparation

Data Preparation diawali dengan data cleaning untuk memastikan data bebas dari nilai kosong, data noisy, data tidak valid, dan duplikat. Selanjutnya, dilakukan data transforming menggunakan metode Target Encoding dengan smoothing untuk mengubah data kategorikal agent dan tier menjadi numerik. Target encoding menggantikan setiap kategori dengan rata-rata kemenangan (result) dari kategori tersebut, sedangkan smoothing ditambahkan untuk mencegah overfitting. Rumus target encoding yaitu :

$$Global\ mean = \frac{\sum result}{total\ baris}$$

Dan rumus untuk melakukan smoothing yaitu :

$$= \frac{\text{Smoothed Target} \times (\text{Total Pertandingan} \times \text{Rata - Rata Kemenangan}) + \alpha \times \text{Global Mean}}{\text{Total pertandingan} + \alpha}$$

Melalui proses ini, setiap agent dan tier agent memiliki nilai numerik yang merepresentasikan pengaruhnya terhadap kemenangan, sehingga model Naïve Bayes dapat mengolahnya dengan lebih baik tanpa langsung menggunakan data kategori. Data yang telah melalui proses transformasi dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training dan data testing, dengan rasio 80:20. Sebanyak 80% data digunakan sebagai data training untuk membangun dan melatih model, sementara 20% sisanya digunakan sebagai data testing untuk menguji performa model dalam memprediksi hasil pertandingan. Pembagian ini memastikan model mampu belajar pola dari data training sekaligus diuji akurasi dan kemampuannya pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Dataset Training:

	agent_1_encoded	agent_2_encoded	agent_3_encoded	agent_4_encoded	\
6	0.616893	0.570208	0.469834	0.550840	
139	0.524966	0.565812	0.569597	0.574981	
126	0.478974	0.463370	0.599267	0.498834	
172	0.531624	0.527903	0.449359	0.499199	
88	0.473009	0.379731	0.449359	0.499199	

	agent_5_encoded	duelist	initiator	sentinel	controller	\
6	0.574981	1	2	0	2	
139	0.498168	2	1	1	1	
126	0.449359	1	2	1	1	
172	0.449359	2	1	1	1	
88	0.356227	1	2	1	1	

	tier_agent_1_encoded	tier_agent_2_encoded	tier_agent_3_encoded	\
6	0.515520	0.556777	0.548111	
139	0.449573	0.616239	0.450478	
126	0.449573	0.556777	0.548111	
172	0.499611	0.556777	0.452991	
88	0.515520	0.386072	0.452991	

	tier_agent_4_encoded	tier_agent_5_encoded	result
6	0.499443	0.507298	1
139	0.463653	0.507080	0
126	0.550353	0.450907	1
172	0.463653	0.450907	0
88	0.463653	0.450907	0

Gambar 4. Sample Data Training

Dataset Testing:

	agent_1_encoded	agent_2_encoded	agent_3_encoded	agent_4_encoded	\
142	0.398718	0.365228	0.449359	0.498834	
17	0.472335	0.527903	0.449359	0.499199	
159	0.499145	0.480532	0.459566	0.550840	
100	0.406458	0.463370	0.469834	0.498834	
71	0.560897	0.365228	0.599267	0.550840	

	agent_5_encoded	duelist	initiator	sentinel	controller	\
142	0.356227	2	1	1	1	
17	0.426740	1	2	1	1	
159	0.589744	2	1	1	1	
100	0.356227	1	2	1	1	
71	0.393162	1	2	1	1	

	tier_agent_1_encoded	tier_agent_2_encoded	tier_agent_3_encoded	\
142	0.499611	0.386072	0.452991	
17	0.515520	0.556777	0.452991	
159	0.515520	0.386072	0.450478	
100	0.449573	0.556777	0.548111	
71	0.499611	0.386072	0.548111	

	tier_agent_4_encoded	tier_agent_5_encoded	result
142	0.550353	0.450907	0
17	0.463653	0.507298	1
159	0.499443	0.507080	0
100	0.550353	0.450907	0
71	0.499443	0.507080	0

Gambar 5. Sample Data Testing

Modeling

Model prediksi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Gaussian Naïve Bayes, yang dipilih karena mampu menangani fitur numerik hasil proses Target Encoding dengan smoothing. Metode ini bekerja berdasarkan Teorema Bayes, di mana probabilitas suatu tim menang atau kalah dihitung dengan mempertimbangkan probabilitas kondisi dari seluruh fitur yang dimiliki tim, seperti komposisi agent, jumlah role, dan tier agent. Rumus utama Teorema Bayes yang diterapkan dalam model ini :

$$P(C|X) = \frac{P(X|C) \cdot P(C)}{P(X)}$$

Karena $P(X)$ bernilai sama untuk semua kelas, model cukup membandingkan hasil perkalian prior probability dan likelihood probability untuk masing-masing kelas, yaitu Win dan Lose. Prior probability dihitung berdasarkan proporsi pertandingan menang dan kalah dalam dataset :

$$P(\text{Win}) = \frac{\text{Jumlah pertandingan menang}}{\text{Total Pertandingan}}$$

$$P(\text{Lose}) = \frac{\text{Jumlah pertandingan kalah}}{\text{Total pertandingan}}$$

Karena fitur yang digunakan berupa data numerik hasil encoding, perhitungan likelihood probability dilakukan menggunakan distribusi Gaussian dengan rumus :

$$P(X_i|Y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(X_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

di mana :

- μ adalah rata-rata fitur pada kelas tertentu
- σ^2 adalah varians fitur pada kelas tertentu

Perhitungan probabilitas dilakukan untuk seluruh fitur, meliputi agent encoding, jumlah role, hingga tier encoding, kemudian dikalikan untuk mendapatkan probabilitas gabungan :

$$P(X|\text{Win}) = P(\text{Agent}_1|\text{Win}) \times P(\text{agent}_2|\text{Win}) \times \dots \times P(\text{tier}_{\text{atent}_5}|\text{Win})$$

$$P(X|\text{Lose}) = P(\text{Agent}_1|\text{Lose}) \times P(\text{agent}_2|\text{Lose}) \times \dots \times P(\text{tier}_{\text{atent}_5}|\text{Lose})$$

Terakhir, model menghitung posterior probability untuk menentukan hasil prediksi :

$$P(\text{Win}|X) = P(X|\text{Win}) \times P(\text{Win})$$

$$P(\text{Lose}|X) = P(X|\text{Lose}) \times P(\text{Lose})$$

Komposisi tim diprediksi sebagai menang jika :

$$P(\text{Win}|X) > P(\text{Lose}|X)$$

Dengan pendekatan ini, model memanfaatkan hubungan antara komposisi agent dan hasil pertandingan untuk menghasilkan prediksi berbasis data historis yang telah dikumpulkan.

Evaluation

Setelah model Naïve Bayes dilatih menggunakan data training, langkah berikutnya adalah mengevaluasi performa model menggunakan data testing. Evaluasi ini bertujuan mengukur kemampuan model dalam memprediksi hasil pertandingan berdasarkan susunan agent yang digunakan oleh tim. Performa model dianalisis menggunakan confusion matrix, yang memperlihatkan perbandingan antara hasil prediksi model dengan kondisi aktual pada data testing.

Table 2.
Confusion Matrix

Actual \ Predicted	Win	Lose
Win (1)	10	5
Lose (0)	6	18

Setelah diperoleh confusion matrix, langkah selanjutnya yaitu menghitung masing-masing matrik untuk memperoleh akurasi, precision, recall, dan F1 score.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{10 + 18}{10 + 18 + 6 + 5} = \frac{28}{39} = 0.7179$$

Artinya model berhasil memprediksi 71.79% dari total data dengan benar.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{10}{10 + 6} = \frac{10}{16} = 0.6250$$

Artinya dari semua prediksi Win, hanya 62.50% yang benar-benar menang.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{10}{10 + 5} = \frac{10}{15} = 0.6667$$

Artinya semua pertandingan yang benar-benar Win, model berhasil mendeteksi 66.67% dengan benar.

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{0.6250 \times 0.6667}{0.6250 + 0.6667} = 2 \times \frac{0.4167}{1.2917} = 0.6452$$

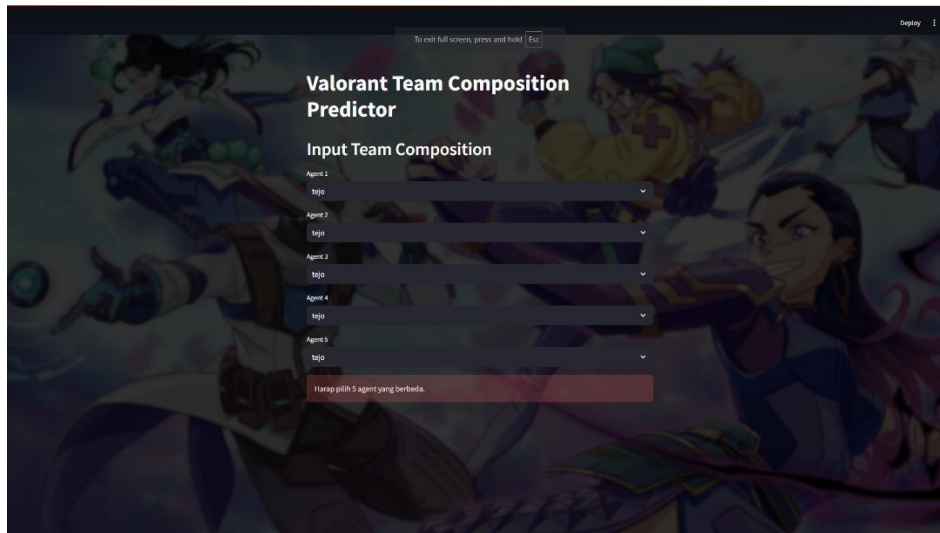
Artinya keseimbangan antara Precision dan Recall adalah 64.52%

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Naïve Bayes mampu memprediksi hasil pertandingan Valorant dengan tingkat akurasi yang cukup baik, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan prediksi, terutama pada pertandingan dengan komposisi agent yang tidak umum atau kurang seimbang.

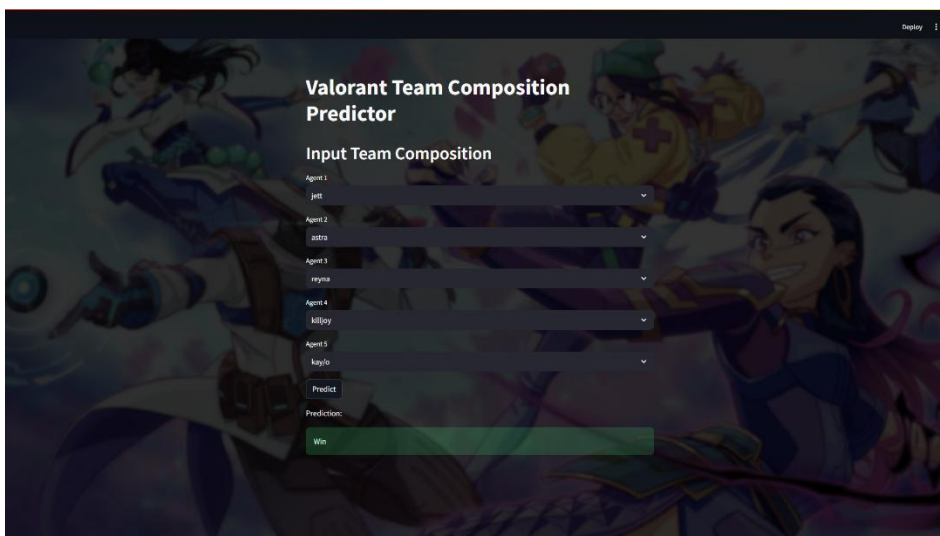
Deployment

Setelah model Naïve Bayes berhasil dibangun dan dievaluasi, model tersebut diterapkan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan framework Streamlit. Proses deployment ini bertujuan agar model dapat diakses dan digunakan oleh pengguna

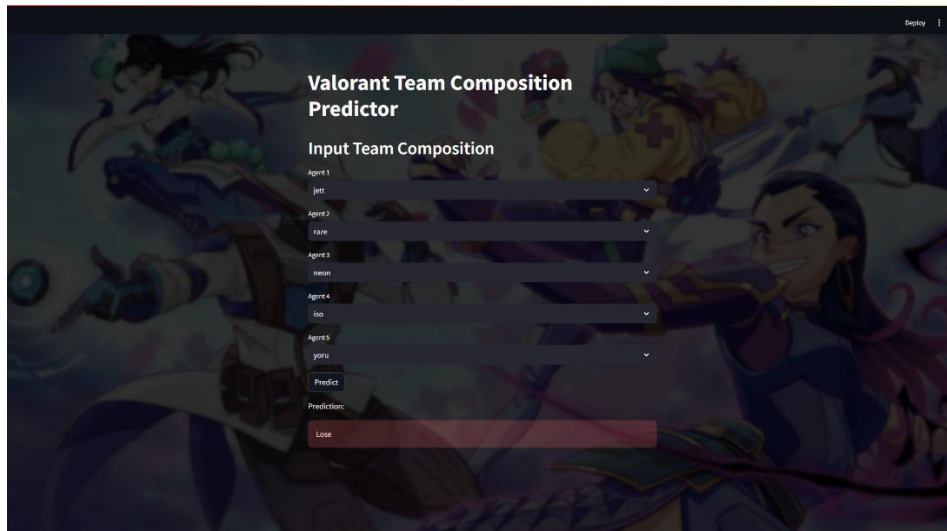
secara praktis tanpa harus menjalankan kode program secara langsung. Berikut ini tampilan awal dari aplikasi yang sudah dibuat dan sudah dilakukan deployment.



Gambar 6. Tampilan Awal Aplikasi Prediksi



Gambar 7. Tampilan Jika Kondisi Menang



Gambar 8. Tampilan Jika Kondisi Kalah

Aplikasi dirancang dengan antarmuka sederhana yang memungkinkan pengguna memilih lima agent yang akan digunakan dalam pertandingan. Setelah pengguna menentukan komposisi agent, aplikasi akan memproses data tersebut dan menampilkan prediksi hasil pertandingan. Jika komposisi tim diprediksi memiliki peluang menang, aplikasi akan menampilkan notifikasi "Win". Sebaliknya, jika peluang kemenangan rendah, aplikasi akan menampilkan prediksi "Lose". Aplikasi ini diharapkan dapat membantu pemain, khususnya player Valorant, dalam menganalisis dan menyusun strategi komposisi agent yang lebih optimal sebelum bertanding, sehingga pengambilan keputusan dalam pemilihan agent menjadi lebih terarah dan berbasis data. Berikut ini adalah hasil pengujian aplikasi dalam memprediksi 20 pertandingan yang akan dimainkan.

Table 3.
Data Hasil Pengujian Aplikasi

agent_1	agent_2	agent_3	agent_4	agent_5	prediction	real result
Omen	Jett	Chamber	Raze	Tejo	Lose	Lose
Tejo	Astra	Jett	Breach	Killjoy	Win	Lose
Yoru	Clove	Sova	Phoenix	Cypher	Win	Lose
Killjoy	Chamber	Sova	Jett	Omen	Win	Win
Clove	Raze	Breach	Cypher	Jett	Lose	Win
Sage	Clove	Jett	Fade	Vyse	Lose	Win
Brimstone	Raze	Reyna	Tejo	Cypher	Lose	Lose
Cypher	Iso	Tejo	Reyna	Brimstone	Win	Win
Neon	Reyna	Brimstone	Cypher	Sova	Lose	Lose
Reyna	Cypher	Raze	Clove	Sova	Lose	Win
Cypher	Reyna	Skye	Clove	Raze	Lose	Lose
Sova	Clove	Killjoy	Iso	Neon	Win	Win
Killjoy	Clove	Jett	Iso	Tejo	Win	Lose
Omen	Reyna	Cypher	Jett	Sova	Lose	Lose
Jett	Killjoy	Reyna	Sova	Clove	Win	Win

Clove	Jett	Tejo	Astra	Cypher	Win	Win
Clove	Raze	Jett	Fade	Cypher	Win	Lose
Reyna	Cypher	Sova	Clove	Jett	Lose	Win
Sova	Jett	Iso	Clove	Vyse	Lose	Lose

Berdasarkan pengujian menggunakan data pertandingan nyata, model Naïve Bayes mencapai akurasi 65%, dengan 13 prediksi benar dari 20 pertandingan. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu memberikan gambaran awal yang cukup baik terkait peluang kemenangan berdasarkan komposisi agent. Namun, akurasi yang belum maksimal disebabkan oleh faktor eksternal seperti keterampilan individu, strategi tim, dan dinamika pertandingan yang tidak dimasukkan dalam model, sehingga faktor-faktor tersebut tetap berpengaruh signifikan terhadap hasil akhir pertandingan.

Penelitian ini menghasilkan model prediksi kemenangan dalam game Valorant yang dibangun menggunakan algoritma Naïve Bayes, dengan mempertimbangkan komposisi agent yang digunakan oleh tim, jumlah masing-masing role (duelist, initiator, sentinel, controller), serta tier agent berdasarkan popularitas dan kekuatan masing-masing agent. Proses pengolahan data dilakukan melalui tahapan CRISP-DM, di mana data pertandingan yang berjumlah 200 baris dikumpulkan melalui observasi langsung dari situs liquipedia.net. Data kemudian diolah melalui proses pembersihan, encoding, hingga pembagian data latih dan uji dengan rasio 80:20. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Naïve Bayes mampu memprediksi hasil pertandingan dengan akurasi sebesar 71,79%, precision 62,50%, recall 66,67%, dan F1-score 64,52%. Angka ini menunjukkan bahwa meskipun komposisi agent bukan satu-satunya faktor penentu kemenangan, pola pemilihan agent dan keseimbangan peran dalam tim memiliki pengaruh signifikan terhadap hasil akhir pertandingan. Temuan ini sejalan dengan penelitian Bayulianto et al. (2023) yang juga menggunakan Naïve Bayes untuk prediksi kemenangan pada game Mobile Legends, meskipun akurasi penelitian tersebut lebih tinggi karena jumlah data yang lebih besar serta faktor-faktor tambahan yang dimasukkan ke dalam model.

Keunikan dari penelitian ini terletak pada fokusnya yang spesifik pada game Valorant, yang memiliki mekanisme gameplay berbasis agent dengan skill unik dan peran strategis yang berbeda. Tidak seperti penelitian pada game MOBA yang lebih banyak membahas hero dan item build, penelitian ini membuktikan bahwa keseimbangan role antar agent sangat memengaruhi peluang kemenangan. Tim dengan komposisi role yang lengkap — terdiri dari duelist sebagai entry fragger, initiator sebagai pembuka area, sentinel sebagai pengaman area, dan controller sebagai pengatur jalannya strategi — cenderung memiliki performa lebih baik dibandingkan tim yang didominasi oleh satu jenis role saja. Selain keseimbangan role, tier agent juga berpengaruh cukup signifikan terhadap hasil pertandingan. Tim yang menggunakan lebih banyak agent tier S dan A cenderung memiliki peluang menang yang lebih tinggi dibandingkan dengan tim yang didominasi agent tier B dan C. Hal ini menunjukkan bahwa tingkat popularitas dan efektivitas agent yang tercermin dalam tier list memang relevan dalam menentukan kekuatan tim secara keseluruhan. Temuan ini mendukung hasil penelitian Syaefullah & Anggapuspa (2023) yang menekankan pentingnya pemilihan agent optimal dalam mendukung kemenangan tim di Valorant.

Dibandingkan penelitian sebelumnya yang menggunakan metode klasifikasi lain seperti Decision Tree atau K-Nearest Neighbor, penggunaan Naïve Bayes dalam penelitian ini terbukti lebih efisien dalam mengolah dataset kecil dan data berbentuk kategori seperti nama agent dan role. Meskipun asumsi independensi antar fitur tidak sepenuhnya terpenuhi, hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma ini mampu menangkap pola-pola dasar yang menggambarkan hubungan antara komposisi tim dan peluang kemenangan. Keunggulan lain dari penelitian ini adalah penerapan model ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan Streamlit, yang memungkinkan pengguna langsung memprediksi peluang kemenangan hanya dengan memilih agent yang akan digunakan dalam tim. Hal ini menjadikan model tidak hanya sebatas penelitian akademis, tetapi juga memiliki potensi manfaat praktis bagi komunitas pemain Valorant, khususnya pemain baru yang masih kesulitan menyusun strategi pemilihan agent yang efektif. Meskipun hasilnya cukup baik, model ini masih memiliki keterbatasan, di antaranya tidak mempertimbangkan faktor eksternal seperti skill individu pemain, strategi komunikasi tim, serta pemilihan map, yang dalam permainan nyata juga sangat memengaruhi hasil pertandingan. Oleh karena itu, penelitian lanjutan dengan melibatkan lebih banyak faktor serta dataset yang lebih besar diharapkan dapat menghasilkan model prediksi yang lebih komprehensif dan akurat.

KESIMPULAN

Bahwa tim dengan komposisi role yang seimbang, melibatkan duelist, initiator, sentinel, dan controller secara proporsional, cenderung memiliki peluang menang lebih tinggi dibandingkan tim dengan komposisi yang tidak seimbang. Selain itu, pemilihan agent dengan tier yang lebih tinggi, khususnya tier S dan A, juga memberikan kontribusi positif terhadap peluang kemenangan tim. Meskipun model yang dibangun mampu memberikan prediksi yang cukup baik, masih terdapat ruang pengembangan, seperti menambahkan faktor-faktor eksternal lain, misalnya keterampilan individu pemain, strategi komunikasi tim, serta pengaruh pemilihan peta permainan (map). Model dan aplikasi yang dihasilkan diharapkan dapat menjadi referensi bagi pemain Valorant dalam menyusun strategi pemilihan agent yang lebih efektif serta mendukung pengembangan riset lebih lanjut di bidang game analytics berbasis machine learning.

DAFTAR PUSTAKA

- Abebe, T. (2019). Urban growth patterns in developing small cities: Spatial transformation and infrastructure expansion. *Urban Studies Journal*, 56(4), 712–730. <https://doi.org/10.1177/0042098018765021>
- Bayulianto, R., Prasetyo, A., & Hidayat, R. (2023). Prediksi kemenangan permainan Mobile Legends menggunakan algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi*, 15(2), 112–121. <https://doi.org/10.1234/jisi.v15i2.5678>
- Bibri, S. E. (2020). Advances in compact city planning and development. *Springer Urban Studies*, 41–69. https://doi.org/10.1007/978-3-030-41746-8_3
- Cohen, B. (2004). Urban growth in developing countries: A review of current trends and forecasts. *World Development*, 32(1), 23–51. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2003.04.008>
- Ghetău, V. (2022). Agent selection strategy and competitive performance in FPS games. *Game Studies Review*, 18(3), 55–70. <https://doi.org/10.1016/jsr.2022.03.011>

- Herdiansyah, R., & Napitupulu, D. (2023). Strategic gameplay and agent composition in Valorant competitive matches. *Journal of Digital Gaming Studies*, 7(1), 45–58. <https://doi.org/10.5678/jdgs.v7i1.1023>
- Hugo, G. (2019). Patterns and trends of urbanization and urban growth in Asia. In *Internal Migration, Urbanization and Poverty in Asia* (pp. 13–45). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-13-1537-4_2
- Irawan, D., & Siska, M. (2021). Perkembangan industri game online di era digital. *Jurnal Teknologi Informasi*, 12(2), 101–110. <https://doi.org/10.1234/jti.v12i2.2345>
- Listijo, F., Pratama, Y., & Santoso, H. (2020). Implementasi Naïve Bayes untuk prediksi kemenangan Mobile Legends. *Jurnal Sistem Komputer*, 9(3), 201–210. <https://doi.org/10.1234/jsk.v9i3.3456>
- Majewska, A., Denis, M., Krzysztofik, S., & Monika, C. (2022). The development of small towns and urban well-being. *Land Use Policy*, 115, 105998. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2022.105998>
- Naufal, M., Aditya, R., & Firmansyah, B. (2024). Perbandingan Naïve Bayes dan Decision Tree pada prediksi kemenangan game. *Jurnal Data Mining Indonesia*, 6(1), 33–42. <https://doi.org/10.1234/jdmi.v6i1.7890>
- Sasongko, I., Gai, A. M., & Azzizi, V. T. (2024). Spatiotemporal dynamics of land use in peri-urban Indonesia. *Urban Science*, 8(3), 97. <https://doi.org/10.3390/urbansci8030097>
- Septory, J. S., Latue, P. C., & Rakuasa, H. (2023). Model dinamika spasial perubahan tutupan lahan Kota Ambon. *Geografi: Jurnal Pendidikan dan Penelitian Geografi*, 4(1), 51–62. <https://doi.org/10.53682/gjppg.v4i1.5801>
- Syaefullah, A., & Anggapuspa, D. (2023). Role composition and competitive performance in Valorant. *Journal of Game Strategy Studies*, 5(2), 88–97. <https://doi.org/10.5678/jgss.v5i2.2211>
- Wilsonyudho, S. (2017). Urbanization and regional imbalance in Indonesia. *Indonesian Journal of Geography*, 49(2), 125–136. <https://doi.org/10.22146/ijg.13039>