

ANALISIS EFEKTIFITAS IMPLEMENTASI ALGORITMA NAÏVE BAYES PADA ROLE HERO DALAM TURNAMEN MOBILE LEGENDS

Atthur Faros Wibawa, Lita Sari Marita, Muhammad Faisal, Wiwiek Widyastuty, Aji Sumandito

Teknologi Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika

Jl. Kramat Raya No.98, RT.2/RW.9, Kwitang, Kec. Senen, Kota Jakarta Pusat

farosatthur01@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini menganalisis pemilihan Role Hero dalam permainan Mobile Legends menggunakan algoritma Naïve Bayes sebagai teknik machine learning dengan pendekatan supervised learning. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk membangun model klasifikasi yang efektif terhadap dataset pertandingan dan mengevaluasi efektivitas algoritma Naïve Bayes dalam konteks ketepatan pemilihan strategi pemilihan hero. Metodologi yang digunakan melibatkan tahapan Knowledge Discovery in Database (KDD) dan penerapan Laplace Smoothing untuk mengatasi masalah probabilitas nol. Pengolahan data dilakukan dengan enam operator di Rapidminer, yaitu Data Excel, Set Role, Split Data, Naïve Bayes, Apply Model, dan Performance. Hasil penelitian menunjukkan akurasi sebesar 72.92%, dengan nilai recall tertinggi pada Marksman (82.86%) dan nilai precision tertinggi juga pada Marksman (87.88%). Penelitian ini merekomendasikan perluasan dataset untuk meningkatkan representativitas, eksplorasi metode lain seperti Neural Network, dan pemanfaatan analisis ini dalam pengambilan keputusan strategis di pertandingan. Temuan ini diharapkan dapat membantu pemain dalam menyusun taktik dan memilih hero yang lebih efektif.

Kata kunci : Naïve Bayes, MOBA, Mobile Legends, Role Hero.

1. PENDAHULUAN

Game online adalah permainan yang dapat dimainkan di komputer atau smartphone dengan koneksi internet, memungkinkan pemain berinteraksi dan bermain dengan orang lain meskipun berada di lokasi yang berbeda [1].

Meningkatnya minat dan partisipasi pemain game mobile, khususnya dalam genre MOBA seperti Mobile Legends, menimbulkan kebutuhan untuk memahami lebih dalam tentang strategi dan faktor-faktor yang memengaruhi pertandingan. Dengan jumlah pemain yang terus bertambah setiap tahunnya, terdapat permintaan yang kuat untuk analisis yang lebih cermat tentang bagaimana pemilihan karakter (Role Hero) dan taktik bermain dapat memengaruhi perolehan kemenangan.

Mobile Legends adalah salah satu game MOBA (Multiplayer Online Battle Arena) yang berfokus pada pertempuran antara dua tim, di mana masing-masing tim terdiri dari lima pemain. Setiap pemain mengendalikan karakter hero dengan berbagai kemampuan yang berbeda [2].

Mobile Legends Bang-Bang telah menjadi salah satu cabang turnamen di Asian Games, dengan juaranya berasal dari Indonesia. Game yang dirilis oleh pengembang 'Moonton' pada tahun 2016 ini berhasil menarik perhatian para gamers Indonesia, baik yang amatir maupun profesional [3].

Sky: Children of the Light menarik perhatian banyak pengguna smartphone karena menawarkan pengalaman bermain yang unik. Di tengah semakin ketatnya persaingan dalam pasar game online, memahami kepuasan pengguna menjadi kunci kesuksesan sebuah game online. Pada tahun 2020, game ini mencatat 300.000 unduhan, sementara pada

tahun 2023, jumlah unduhannya di Google Play Store mencapai 9 juta [4].

Terdapat 5 jenis hero dalam Mobile Legends, yaitu: Support, Marksman, Assassin, Mage, Fighter, dan Tank. Salah satu cara untuk meningkatkan daya tarik video game adalah melalui pemilihan hero. Berdasarkan data tersebut, dapat dianalisis tipe hero yang paling sering digunakan oleh pemain dengan rata-rata win rate di setiap akun [5].

Untuk menghasilkan output, diperlukan beberapa variabel input seperti kelincahan dan efek kemampuan yang dimiliki setiap hero, serta durasi pertandingan. Setiap hero memiliki tingkat kelincahan dan efek kemampuan yang berbeda-beda satu sama lain [6].

Hal ini juga mendorong upaya penelitian untuk mengembangkan model-model prediksi yang lebih canggih dan akurat untuk membantu pemain meningkatkan performa mereka dan meraih kesuksesan dalam lingkungan permainan yang semakin kompetitif. Dengan demikian, pemahaman mendalam tentang strategi dan dinamika permainan Mobile Legends menjadi sangat penting bagi para pemain yang ingin mencapai tingkat keunggulan yang lebih tinggi.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Game merupakan bentuk hiburan yang melibatkan interaksi antara pemain dan aturan yang telah ditetapkan dalam sebuah lingkungan yang biasanya disebut "permainan." Dalam game, pemain memiliki tujuan tertentu yang harus dicapai atau tantangan yang harus diselesaikan [7].

Algoritma Naive Bayes adalah salah satu algoritma dalam metode klasifikasi data mining yang

dapat digunakan untuk melakukan prediksi guna memperoleh hasil [8].

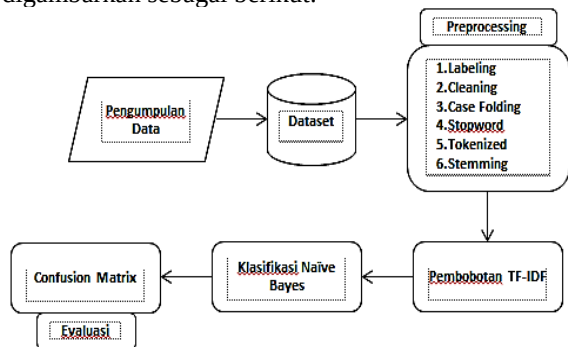
Naive Bayes dapat digunakan untuk menganalisis data hero, statistik, atau pola kemenangan dan kekalahan dalam game Mobile Legends Bang Bang. Dengan memanfaatkan kumpulan data historis yang luas dari berbagai pemain dalam pertandingan Mobile Legends Bang Bang Professional League Season 12, algoritma Naive Bayes mampu merumuskan dan membangun model prediktif yang efektif dalam memperkirakan peluang kemenangan atau kekalahan suatu tim [9].

Penelitian ini bertujuan untuk memahami informasi yang tepat mengenai suatu peristiwa dengan mengeksplorasi latar belakang, penyebab, dan alasan yang mendasarinya [10].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Tahapan penelitian

Dalam analisis implementasi algoritma naïve bayes pada Role hero dalam Mobile Legends digambarkan sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian
Sumber : Penelitian 2024

- Studi Literatur, Melakukan pengumpulan bahan informasi dan literatur yang berkaitan dengan judul penelitian.
- Pengumpulan Data di Microsoft Excel, Data hero dikumpulkan melalui website resmi Mobile Legends dan data pertandingan dikumpulkan dari turnamen Mobile Legends melalui Youtube, data yang dibutuhkan dipindahkan ke dalam Microsoft Excel.
- Mengolah Data di Microsoft Excel, Data yang sudah dikumpulkan, disusun untuk dianalisa. Beberapa data ditransformasikan menggunakan width-binning.
- Mengolah Data Menggunakan Aplikasi Rapid Miner
- Data yang telah diolah kedalam Microsoft Excel kemudian diolah menggunakan aplikasi Rapid Miner untuk menguji data testing.
- Mengolah Data Kedalam Metode Naive Bayes
- Pada tahap ini, data yang telah dimasukkan kedalam aplikasi Rapid Miner kemudian diolah menggunakan metode Naive Bayes dimana hasil dari pengolahan data tersebut akan menghasilkan

validasi data dan akurasi yang sesuai dengan data yang telah diuji dalam aplikasi Rapid Miner.

- Menentukan Hasil Akurasi Data
- Data yang telah diolah menggunakan aplikasi Rapid Miner dengan metode Naive Bayes akan menghasilkan akurasi data hasil dari pemilihan Role hero dalam turnamen mobile legends.
- Kesimpulan, Penarikan kesimpulan diambil berdasarkan analisa data dimana data yang diolah sudah sesuai dengan tujuan penelitian.

3.2. Metode Pengumpulan Data

Data yang dibutuhkan dikumpulkan dan disusun dalam Microsoft Excel kemudian dimasukkan pada aplikasi Rapid Miner dan dilakukan analisis data menggunakan algoritma Naive Bayes untuk menguji data testing. Untuk mencapai tujuan penelitian, pengumpulan data merupakan langkah paling penting dalam penelitian. Jika peneliti tidak mengetahui cara mengumpulkan data, mereka tidak akan dapat mendapatkan data yang diinginkan. Pada penelitian ini metode yang digunakan agar mendapatkan data yang dibutuhkan untuk digunakan adalah:

Pada tahapan ini penulis melakukan pengumpulan dua data yakni data hero dan data pertandingan sebelumnya. Data hero diambil dari website resmi m.mobilelegends.com sedangkan data pertandingan diambil dari turnamen Mobile Legends tahun 2024 melalui youtube, peneliti menggunakan internet, buku-buku referensi, jurnal-jurnal dengan judul yang terkait, dan penelitian sebelumnya untuk mendapatkan data. Data penelitian berdasarkan sumber dibagi menjadi data primer dan data sekunder:

- Data Primer
Data yang langsung diberikan kepada pengumpul data disebut data primer.
- Data Sekunder
Data sekunder adalah sumber data yang memberikan data kepada pengumpul data secara tidak langsung, seperti melalui dokumen atau orang lain. Adapun data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data pertandingan turnamen Mobile Legends melalui Youtube.

3.3. Populasi dan Sampel Penelitian

Populasi keseluruhan elemen dalam penelitian meliputi objek dan subjek dengan ciri-ciri dan karakteristik tertentu dan sampel diartikan sebagai bagian dari populasi yang menjadi sumber data yang sebenarnya dalam suatu penelitian. Populasi dalam penelitian ini adalah Team, Player, Role, Durability, Offense, control effect, dan Difficulty.

3.4. Stratified Sampling

Populasi dalam penelitian dibagi dengan rasio 70:30, 70 untuk data training dan 30 untuk data testing. Pemilihan sampel dilakukan menggunakan stratified sampling.

3.5. Knowledge Discovery in Database (KDD)

Untuk analisis data, penelitian ini menggunakan metodologi ilmu data dengan tahapan Knowledge Discovery in Database (KDD) dan algoritma Naive Bayes untuk memprediksi data. KDD terdiri dari beberapa langkah perubahan, termasuk data pre-processing dan post-processing. Langkah pertama adalah untuk mengubah data mentah menjadi format yang sesuai untuk tahap analisis berikutnya. Pre-processing juga membantu menemukan atribut dan segmen data yang relevan dengan tugas data mining.

3.6. Naïve Bayes

Pada dasarnya, metode analisis data dalam metode Naïve Bayes meliputi: Analisa permasalahan, berkaitan dengan menentukan kebutuhan penelitian. Akan diberikan penjelasan tentang masalah yang terjadi dan langkah-langkah yang diambil untuk menyelesaikannya. Analisa kebutuhan, menjelaskan mengenai data-data apa saja yang diperlukan dalam penelitian ini. Tahapan algoritma Naive Bayes adalah sebagai berikut:

- Menghitung Prior $P(C)$ untuk setiap kelas
- Menghitung Likelihood $P(X|C)$ untuk setiap kriteria dan setiap kelas
- Menghitung Posterior nya $P(X|C).P(C)$
- Tampilkan hasil Klasifikasi
- Selesai

Analisa metode naïve Bayes Teorema Bayes memiliki bentuk umum sebagai berikut:

$$P(C|X) = \frac{P(X|C) \cdot P(C)}{P(X)} \quad (1)$$

Keterangan rumus:

- X = Data dengan class yang belum diketahui
 C = Hipotesis data X merupakan suatu class spesifik
 $P(C|X)$ = Probabilitas hipotesis C berdasarkan kondisi x (posterior prob)
 $P(C)$ = Probabilitas hipotesis C (prior prob)
 $P(X|C)$ = Probabilitas X berdasarkan kondisi tersebut
 $P(X)$ = Probabilitas dari X bernilai sama untuk semua kelas, X memiliki probabilitas yang sama untuk masuk ke dalam kelas manapun, maka yang di maksimalkan adalah $P(X|C).P(C)$.

3.7. Laplace Smoothing

Laplace Smoothing menggunakan nilai k yang lebih tinggi untuk mendorong probabilitas ke arah tertentu untuk nilai positif dan negatif. Biasanya nilai k adalah 1 untuk membuat probabilitas sama dengan yang baru sebelumnya berada di kelas mana pun.

3.8. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah pengukuran performa untuk masalah klasifikasi machine learning dimana keluaran dapat berupa dua kelas atau lebih. Confusion Matrix adalah tabel dengan 4 kombinasi berbeda dari

nilai prediksi dan nilai aktual. Ada empat istilah yang merupakan representasi hasil proses klasifikasi pada confusion matrix yaitu True Positif, True Negatif, False Positif, dan False Negatif.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Data Selection

Dataset yang dikumpulkan dalam penelitian ini berupa 640 data record dengan beberapa atribut yaitu Team, Player, Role, Durability, Offense, Control Effect, dan Difficulty.

- Team merupakan Team peserta dalam turnamen mobile legends.
- Player merupakan pemain yang mengikuti turnamen mobile legends.
- Role merupakan Role character yang digunakan dalam permainan mobile legends.
- Durability merupakan daya tahan character dalam permainan mobile legends.
- Offense merupakan besaran output serangan yang dapat dilancarkan oleh character dalam permainan mobile legends.
- Control Effect merupakan kemampuan character yang dapat menyebabkan pergerakan character lawan terganggu dalam permainan mobile legends.
- Difficulty merupakan tingkat kesulitan character agar dapat digunakan dalam permainan mobile legends.

Dataset yang dikumpulkan disusun ke dalam aplikasi Microsoft Excel untuk diolah, contoh data dapat dilihat pada tabel 1 di lampiran. Pada tahapan yang akan dilakukan dalam selection, untuk mentransformasi data dari dataset tersebut, diperlukan operator read Excel, seperti yang ditunjukkan pada gambar 2.



Gambar 2. Selection Data

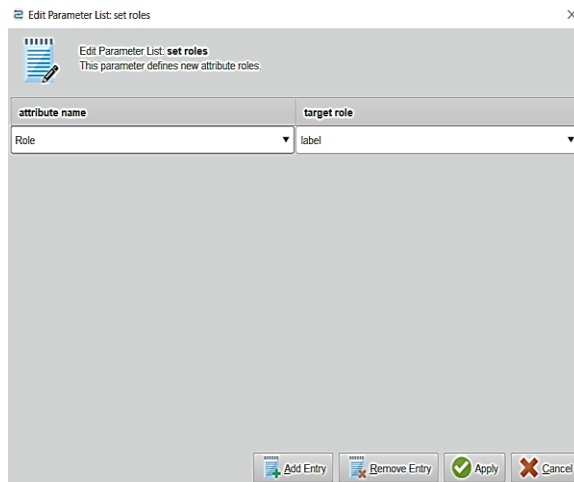
4.2. Data Preprocessing

Mengubah peran atribut adalah langkah yang akan dilakukan dalam pemilihan data. Akan

digunakan dua jenis operator, yaitu operator Set Role dan operator Split Data.

4.3. Operator Set Role

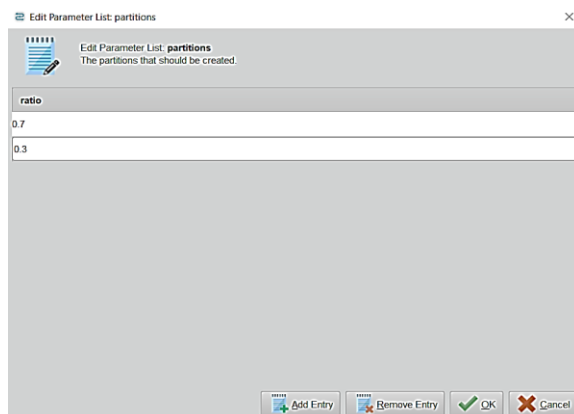
Atribut data yang diubah menjadi target Role label yaitu atribut “Role” character yang digunakan. Penerapan operator set Role dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Operator Set Role

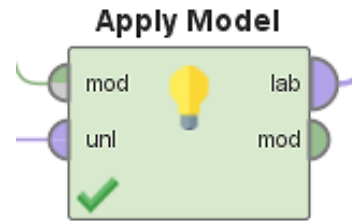
4.4. Operator Split Data

Untuk mendapatkan hasil dari algoritma Naive Bayes, peneliti membagi data menjadi 70% data training dan 30% data test dengan menggunakan operator split data, yang dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Operator Split Data

Berdasarkan gambar di atas maka dataset terbagi menjadi 2, yaitu data training dan data test. Data training dapat dilihat pada table 2 di lampiran dan datatest dapat dilihat pada tabel 3 di lampiran Selanjutnya, operator apply model digunakan untuk menggunakan data training dan testing. Operator apply model dapat dilihat pada gambar 5.



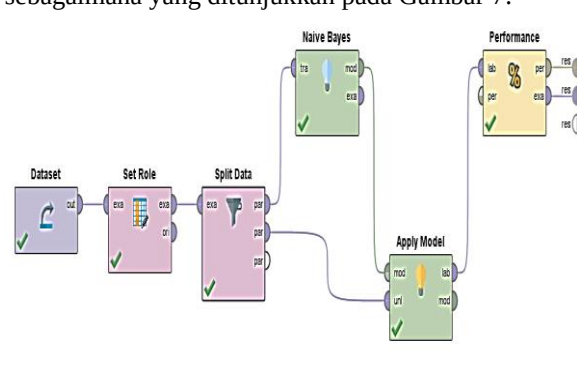
Gambar 5. Operator Apply Model

Hasil nilai data exampleset yang diperoleh dari proses operator apply model ini dapat dilihat pada gambar 6.

Row No.	Role	prediction	confidence	confidence	confidence	confidence	confidence	Team	Player	Duration	Offense	Control Eff.	
1	Backman	Backman	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	SDS	Sylvan	Low	Medium	Low	
2	Wage	Wage	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	SDS	BECH	Normal	High	High	
3	Fighter	Fighter	0.000	0.000	0.999	0.000	0.000	SDS	Kasee	Medium	Normal	Low	
4	Wage	Wage	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	TWISTED ML	Caffe	Normal	Medium	High	
5	Backman	Backman	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	TWISTED ML	Scane	Low	Medium	Low	
6	Wage	Wage	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	SDS	BECH	Normal	High	High	
7	Fighter	Fighter	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	TWISTED ML	Wie Same	High	Low	Low	
8	Fighter	Tank	0	0.000	0.002	0.998	0.000	0	BURMESE EL	Shik	High	Low	High
9	Wage	Wage	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0	DEUSVOLT	Suzet Lower	Low	High	Normal
10	Fighter	Fighter	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	DEUSVOLT	Magike	Normal	Normal	Medium	
11	Fighter	Fighter	0.000	0.000	0.992	0.008	0.000	DEUSVOLT	KatBanta	Medium	Normal	Medium	
12	Backman	Backman	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	DEUSVOLT	Hike	Low	Medium	Low	
13	Wage	Wage	0.996	0.994	0.000	0.000	0.000	RRQ KCSH	Octo	Low	High	Low	
14	Fighter	Fighter	0.991	0.988	0.009	0.000	0.004	0.000	TEAM LIGON	Ethan	Normal	Medium	Low
15	Backman	Backman	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	TEAM LIGON	Bebes	Low	Medium	Normal
16	Fighter	Support	0.982	0.988	0.004	0.000	0.471	0.125	RRQ KCSH	permanente	Normal	Medium	Low
17	Backman	Backman	0.404	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	HOMEROS	CHB	Low	Medium	Low

Gambar 6. Exampleset Operator Set Role

Data mining dilakukan menggunakan alat operator Rapidminer dengan algoritma Naive Bayes sebagaimana yang ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Tampilan Semua Operator

Operator yang digunakan peneliti dalam pengolahan dataset turnamen mobile legends yaitu read excel, Operator Set Role, Operator Split Data, Naïve Bayes, Apply Model, dan Performance. Exampleset data turnamen dapat dilihat pada gambar 8.

Row No.	Team	Player	Role	Durability	Offense	Control Effect	Difficulty
1	S2G	Sigburn	Marksman	Low	Medium	Low	Medium
2	S2G	BEGIN	Mage	Normal	High	High	High
3	S2G	Kazue	Fighter	Medium	Normal	Low	Medium
4	S2G	Lunar	Fighter	High	Low	High	Normal
5	S2G	Qaro	Tank	High	Low	High	Normal
6	TWISTED ML	Maro	Fighter	Medium	Medium	Normal	Normal
7	TWISTED ML	70IDA	Fighter	Medium	Low	Normal	Normal
8	TWISTED ML	Cuffin	Mage	Normal	Medium	High	Low
9	TWISTED ML	Saano	Marksman	Low	High	Low	Normal
10	TWISTED ML	Mike Sama	Fighter	Medium	Normal	Normal	High
11	TWISTED ML	Maro	Fighter	Medium	Medium	Normal	Normal
12	TWISTED ML	70IDA	Fighter	High	Normal	Medium	Normal
13	TWISTED ML	Cuffin	Mage	Low	High	High	Low
14	TWISTED ML	Saano	Marksman	Low	Medium	Low	Medium
15	TWISTED ML	Mike Sama	Fighter	High	Low	Low	Normal
16	S2G	Sigburn	Marksman	Low	High	Low	Normal
17	S2G	BEGIN	Mage	Normal	High	Low	Normal
18	S2G	Kazue	Tank	High	Low	High	Low

Gambar 8. Exampleset data Turnamen Mobile Legends

Cara perhitungan yang dilakukan untuk menghitung setiap baris instance data menggunakan algoritma naïve bayes adalah sebagai berikut

4.5. Mencari Class Prior

Dalam penelitian ini, yang menjadi class atau label merupakan "Role" character dalam mobile legends, terdapat 6 Role character mobile legends yaitu :

- Assassin
- Fighter
- Mage
- Marksman
- Support
- Tank

Sebagai contoh $P(\text{Assassin}) = 22/448$, 22 merupakan jumlah instance Assassin yang terdapat pada class 448 merupakan jumlah total class, Di bawah ini merupakan seluruh class yang sudah diidentifikasi :

- $P(\text{Assassin}) = 22/448$
- $P(\text{Fighter}) = 166/448$
- $P(\text{Mage}) = 85/448$
- $P(\text{Marksman}) = 83/448$
- $P(\text{Support}) = 33/448$
- $P(\text{Tank}) = 59/448$

4.6. Likelihood Data

Setelah mengidentifikasi jumlah dari masing masing class, selanjutnya mencari Likelihood. Likelihood merupakan fitur yang diberikan class, setelah itu setiap instance data akan dipisahkan berdasarkan fitur masing-masing. Setiap fitur memiliki instance data, instance data tersebut akan dihitung dengan class yang ada. Exampleset data training dapat dilihat pada tabel 1. Yang menjadi fitur dalam penelitian ini adalah:

- Team
- Player
- Durability
- Offense
- Control Effect
- Difficulty

Tabel 1. Exampleset data test berdasarkan training

Team	Player	Role	Durability	Offense	Control Effect	Difficulty
S2G	BEGIN	Mage	Normal	High	Low	Normal

- Team
 $P(S2G = 2/85)$, 2 merupakan instance S2G yang terdapat pada class Mage, 85 merupakan jumlah instance Mage dalam total class
- Player
 $P(BEGIN = 2/85)$, 2 merupakan instance BEGIN yang terdapat pada class Mage, 85 merupakan jumlah instance Mage dalam total class
- Durability
 $P(\text{Normal} = 57/85)$, 57 merupakan instance Normal yang terdapat pada class Mage, 85 merupakan jumlah instance Mage dalam total class
- Offense
 $P(\text{High} = 57/85)$, 57 merupakan instance High yang terdapat pada class Mage, 85 merupakan jumlah instance Mage dalam total class
- Control Effect
 $P(\text{Low} = 31/85)$, 16 merupakan instance Durability yang terdapat pada class Mage, 85 merupakan jumlah instance Mage dalam total class
- Difficulty
 $P(\text{Normal} = 15/85)$, 15 merupakan instance Durability yang terdapat pada class Mage, 85 merupakan jumlah instance Mage dalam total class
- Laplace Smoothing
Untuk menghindari probabilitas 0, maka perhitungan Likelihood akan diterapkan metode Laplace Smoothing. Exampleset data training yang akan menjadi contoh terdapat pada tabel berikut:

Tabel 2. Exampleset Data test berdasarkan Training Laplace Smoothing

Team	Player	Role	Durability	Offense	Control Effect	Difficulty
S2G	BEGIN	Mage	Normal	High	Low	Normal

- Team
 $P(S2G = 3/91)$, 3 merupakan instance S2G yang terdapat pada class Mage yang ditambah 1, 91 merupakan jumlah instance Mage dalam total class yang ditambah probabilitas fitur dalam suatu class
- Player
 $P(BEGIN = 3/91)$, 3 merupakan instance BEGIN yang terdapat pada class Mage yang ditambah 1, 91 merupakan jumlah instance Mage dalam total class yang ditambah probabilitas fitur dalam suatu class

c. Durability

$P(\text{Durability} = 58|91)$, 58 merupakan instance Durability yang terdapat pada class Mage yang ditambah , 91 merupakan jumlah instance Mage dalam total class yang ditambah probabilitas fitur dalam suatu class

d. Offense

$P(\text{Offense} = 58|91)$, 58 merupakan instance Offense yang terdapat pada class Mage yang ditambah 1, 91 merupakan jumlah instance Mage dalam total class yang ditambah probabilitas fitur dalam suatu class

e. Control Effect

$P(\text{Low} = 32|91)$, 32 merupakan instance Durability yang terdapat pada class Mage yang ditambah 1, 91 merupakan jumlah instance Mage dalam total class yang ditambah probabilitas fitur dalam suatu class

f. Difficulty

$P(\text{Normal} = 16|91)$, 16 merupakan instance Durability yang terdapat pada class Mage yang ditambah 1, 91 merupakan jumlah instance Mage dalam total class yang ditambah probabilitas fitur dalam suatu class

4.7. Posterior

$$P(C|X) = P(X_1|C) * P(X_2|C) * P(X_3|C) * \dots * P(X_n|C) * P(C) = \\ P(S2G = 3|91) * P(\text{BEGIN} = 3|91) * P(\text{Durability} = 58|91) \\ * P(\text{Offense} = 58|91) * P(\text{Control Effect} = 32|91) * \\ P(\text{Difficulty} = 16|91) * P(\text{Mage} = 85|448) = 5,17918012e-6$$

Prediksi *class* ditentukan dengan melihat angka posterior yang paling besar dibandingkan dengan hasil posterior dari masing-masing *class*. Lalu hasil perhitungan *data test* akan dimasukkan ke dalam *table confusion matrix* untuk menghitung total *accuracy*.

4.4. Evaluation

Pada tahap ini, akan menghasilkan pola-pola dari proses evaluasi untuk mencapai tujuan. Confusion Matrix digunakan untuk menghitung nilai performa yang diperoleh dari analisis terhadap dataset turnamen mobile legends menggunakan Algoritma Naïve Bayes.

4.5. Confusion MatrixV

Hasil prediksi Role Hero yang digunakan diperoleh melalui pengujian split data menggunakan algoritma Naive Bayes. Setelah analisis, nilai terbaik dari confusion matrix adalah nilai akurasi 72,92%. Perolehan nilai ini akan membuat hasil prediksi lebih akurat, dan model evaluasi yang menggunakan confusion matrix adalah split data 70:30 untuk prediksi Role Hero yang digunakan. Hasil dari confusion matrix dapat dilihat pada gambar 9.

accuracy 72.92%

	true Marksman	true Mage	true Fighter	true Tank	true Support	true Assassin	class precision
pred Marksman	29	2	0	0	0	2	97.98%
pred Mage	2	29	4	0	2	2	73.68%
pred Fighter	1	6	54	7	5	2	72.98%
pred Tank	0	0	11	19	0	0	63.33%
pred Support	1	0	2	0	7	1	65.64%
pred Assassin	2	0	0	0	0	3	60.00%
class recall	82.86%	77.78%	76.06%	73.68%	60.00%	30.00%	

Gambar 9. Confussion Matrix

Perhitungan untuk Setiap Kelas:

a. Marksman

TP : 29
FP : 33
FN : 35
TN : 111
Precision: $29/33 = 0,878$
Recall: $29/35 = 0,828$

b. Mage

TP : 28
FP : 38
FN : 36
TN : 110
Precision: $28/38 = 0,736$
Recall: $28/36 = 0,777$

c. Fighter

TP: 54
FP: 75
FN: 71
TN: 85
Precision: $54/75 = 0,72$
Recall: $54/71 = 0,76$

d. Tank

TP: 19
FP: 30
FN: 26
TN: 121
Precision: $19/30 = 0,633$
Recall: $0,73$

e. Support

TP: 7
FP: 11
FN: 14
TN: 133
Precision: $7/11 = 0.636$
Recall: $7/14 = 0,5$

f. Assassin

TP: 3
FP: 5
FN: 10
TN: 136
Precision: $3/5 = 0.6$
Recall: $3/10 = 0.3$

Total sampel = 192

Jumlah prediksi benar = $29 + 28 + 54 + 19 + 7 + 3 = 140$

Accuracy = $140/192 = 0,729$

4.6. Hasil

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan dari penelitian yang telah dilakukan dengan implementasi algoritma Naïve Bayes memperoleh

hasil nilai accuracy, nilai recall & nilai precision dari pengujian menggunakan confusion matrix dengan split data 70:30.

Tabel 3. Confusion Matrix

Accuracy :	true	true	true	true	true	true	class
72.92%	Marksman	Mage	Fighter	Tank	Support	Assassin	precision
pred. Marksman	29	2	0	0	0	2	87.88%
pred. Mage	2	28	4	0	2	2	73.68%
pred. Fighter	1	6	54	7	5	2	72.00%
pred. Tank	0	0	11	19	0	0	63.33%
pred. Support	1	0	2	0	7	1	63.64%
pred. Assassin	2	0	0	0	0	3	60.00%
class recall	82.86%	77.78%	76.06%	73.08%	50.00%	30.00%	

Untuk memprediksi Role Hero menunjukan bahwa nilai accuracy 72.92%, nilai recall Marksman 82.86%, nilai recall Mage 77.78%, recall Fighter 76.06%, nilai recall Tank 73.08%, nilai recall Support 50.00%, nilai recall Assassin 30%. Nilai precision Marksman 87.88 %, nilai precision Mage 73.68%, nilai precision Fighter 72%, nilai precision Tank 63.33%, nilai precision Support 63.64%, nilai precision Assassin 60%.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian ini dapat kita simpulkan kedalam beberapa point yaitu : 1. Dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes pada tools Rapidminer, membuat model proses analisis terhadap dataset turnamen mobile legends dengan menggunakan operator dan mengolah parameter yang digunakan untuk mengklasifikasi role hero. 2. Menggunakan pendekatan analisa data dengan tahapan Knowledge Discovery in Database (KDD). 3. Menambahkan metode Laplace Smoothing dalam implementasi algoritma Naïve Bayes untuk menghindari nilai probabilitas nol. 4. Operator yang digunakan berjumlah 6 operator. Operator yang digunakan dalam penelitian ini yaitu operator Data Excel, Set Role, Split Data, Naïve Bayes, Apply Model dan Performance. 5. Berdasarkan hasil evaluasi penelitian implementasi naïve bayes terhadap data set turnamen mobile legends dengan split data 70:30 menunjukkan bahwa nilai accuracy 72.92%, nilai recall Marksman 82.86%, nilai recall Mage 77.78%, recall Fighter 76.06%, nilai recall Tank 73.08%, nilai recall Support 50.00%, nilai recall Assassin 30%. Nilai precision Marksman 87.88 %, nilai precision Mage 73.68%, nilai precision Fighter 72%, nilai precision Tank 63.33%, nilai precision Support 63.64%, nilai precision Assassin 60%.

Saran untuk pemanfaatan hasil dari penelitian ini yaitu : Memperluas dataset agar hasilnya merata, Lalu melakukan penelitian dengan metode yang berbeda seperti Neural Network, K-Means, dll, Gunakan hasil analisis untuk memilih hero yang memiliki probabilitas tinggi untuk menang berdasarkan data historis dan komposisi tim.

Gunakan model prediksi sebagai alat bantu dalam penyesuaian taktik selama pertandingan, misalnya melalui pemilihan hero cadangan yang memiliki potensi untuk mengubah jalannya pertandingan. Implementasikan fitur analisis berbasis machine learning dalam game untuk membantu pemain membuat keputusan yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. I. Nawawi *et al.*, “Pengaruh Game Mobile Legends terhadap Minat Belajar Mahasiswa/i Fakultas Sains dan Teknologi UIN Alauddin Makassar,” *AL MA’ARIEF J. Pendidik. Sos. dan Budaya*, vol. 3, no. 1, pp. 46–54, 2021, doi: 10.35905/almaarief.v3i1.2039.
- [2] V. R. A. Hidayat, Y. Findawati, and S. Sumarno, “Sistem Prediksi Kemenangan Hero Mobile Legends Menggunakan Metode Naive Bayes,” *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 8, no. 1, p. 100, 2024, doi: 10.26798/jiko.v8i1.1120.
- [3] Y. N. R. Putro, A. Afriansyah, and R. Bagaskara, “Penggunaan Algoritma Gaussian Naïve Bayes & Decision Tree Untuk Klasifikasi Tingkat Kemenangan Pada Game Mobile Legends,” *JUKI J. Komput. dan Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 10–26, 2024.
- [4] H. Syaquie, A. S. Nunka, and M. A. R. Fahrozi, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Game Sky Childern Of The Light Menggunakan Metode Algoritma Naive Bayes (Studi Kasus Tingkat Kepuasan Pengguna),” *J. Ris. Sist. Inf. dan Tek. Inform.*, vol. 2, no. 4, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.61132/mercurius.v2i4.140>
- [5] R. Danendra Athallah, A. Arrio Irawan, L. E. Devila, and R. Cholil, “Implementasi Algoritma K-Means Untuk Menganalisa Pemain Video Gamemobile Legend untuk Mengetahui Tipe Herodan Role yang Sering Digunakan Pada Setiap Kalangan,” *STRING (Satuan Tulisan Ris. dan Inov. Teknol.*, vol. 6, no. 3, pp. 261–268, 2022.
- [6] C. A. Tanjung, F. As. Hermawati, and E.

- Indasyah, "Aplikasi Metode Fuzzy Mamdani Untuk Penentuan Hero Counter Pada Permainan Mobile Legends," *KONVERGENSI*, vol. 15, 2019.
- [7] M. B. W, J. D. Irawan, and D. Rudhistiar, "PENGELOMPOKAN GAME BERDASARKAN DATA TOP SELLER PADA WEBSITE " STEAM " MENGGUNAKAN METODE K-MEDOIDS," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.,* vol. 8, no. 5, pp. 8242–8249, 2024.
- [8] Jefi, Hendri, N. Afni, A. Salim, and Y. I. Maulana, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Dalam Memprediksi Penyakit Lambung," *J. Inf. Syst. Informatics Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 524–531, 2021, doi: 10.52362/jisicom.v5i2.659.
- [9] A. P. Putra and N. Andono, "JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA Win Probability of Heroes in Mobile Legends MPL ID S12 Competitions Using Naïve Bayes Algorithm," vol. 8, pp. 203–210, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i1.7185.
- [10] A. A. Muttaqin, S. Alam, M. A. Komara, T. Informatika, and A. Hermawan, "Analisis Sentimen Isu Kecurangan Pemilu 2024 Berdasarkan Opini Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Crisp-DM Dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.,* vol. 8, no. 5, pp. 8764–8772, 2024.