

191080200052_archive.pdf

by Turn Nitin 9

Submission date: 13-Nov-2023 11:42PM (UTC-0600)

Submission ID: 2227129391

File name: 191080200052_archive.pdf (1.79M)

Word count: 6491

Character count: 38672

Mobile Legends Hero Winning Prediction Using Naïve Bayes [Sistem Prediksi Kemenangan Hero Mobile Legends Menggunakan Metode Naive Bayes]

Vicci Rachmat Alfin Hidayat ¹⁾, Yulian Findawati ^{*2)}

¹⁾Program Studi Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

²⁾Program Studi Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

*Email Penulis Korespondensi: yulianfindawati@umsida.ac.id

Abstract. *Mobile Legends Bang-Bang is a MOBA (Multiplayer Online Battle Arena) game with the theme of a battle between two teams where each team consists of five players and involves the use of hero characters. Mobile Legends is included as one of the most popular competitions in the world of e-sports so that Mobile Legends tournaments are often held both between domestic and foreign teams. This phenomenon makes various teams set strategies in winning matches, one of which is hero selection or hero draft pick. Each hero has varying strengths and weaknesses, so a suitable combination of heroes is needed in one team, one of which is winning prediction system. The calculation of the probability of victory in this study is done by utilizing the probability values of a hero. The probability value of this hero obtained from the use of the naive bayes method because of its easy implementation and can work in relatively few datasets. This research produced a winning prediction system with an accuracy of 80% correct predictions from 50 matches tested.*

Keywords – hero; mobile legends; naïve bayes; winning prediction

Abstrak. *Mobile Legends Bang-Bang adalah game MOBA (Multiplayer Online Battle Arena) dengan tema pertarungan antar dua tim yang setiap tim terdiri dari lima pemain dan melibatkan penggunaan tokoh hero. Mobile Legends masuk sebagai salah satu kompetisi dalam dunia e-sports yang paling diminati sehingga sering diadakan turnamen Mobile Legends baik antar tim dalam negeri atau luar negeri. Fenomena tersebut menjadikan berbagai tim mengatur strategi dalam memenangkan pertandingan dimana salah satunya dalam bentuk pemilihan hero atau draft pick hero. Setiap hero memiliki kekuatan dan kelemahan yang bervariasi, sehingga diperlukan kombinasi hero yang sesuai dalam satu tim salah satunya dalam bentuk sistem prediksi kemenangan. Perhitungan peluang kemenangan dalam penelitian ini dilakukan dengan memanfaatkan nilai probabilitas suatu hero. Nilai probabilitas hero ini didapatkan dari penggunaan metode naive bayes karena implementasinya yang mudah dan dapat bekerja dalam dataset yang relatif sedikit. Penelitian ini menghasilkan sistem prediksi kemenangan dengan akurasi sebesar 80% prediksi benar dari 50 pertandingan yang diujikan.*

Kata Kunci – hero; mobile legends; naive bayes; prediksi kemenangan

I. PENDAHULUAN

Mobile Legends Bang-Bang (MLBB) dirilis oleh Moonton pada tahun 2016 dimana pada awal perilisan sampai saat ini game MLBB cukup sukses di pasaran [1] dan menjadi game di urutan pertama pada *top charts* Playstore ditandai dengan angka penginstalan mencapai lebih dari lima ratus juta pada tahun 2023. Mobile Legends adalah salah satu game MOBA (Multiplayer Online Battle Arena) dengan tema permainan berupa pertarungan dua tim yang mana setiap tim terdiri dari lima pemain dengan melibatkan tokoh-tokoh hero yang memiliki kemampuan bervariasi [2]. Setiap pemain dapat memilih satu dari 121 hero yang disediakan. Hero dalam Mobile Legends terbagi menjadi lima jenis berdasarkan role atau tugasnya yaitu marksman, fighter, tank, mage, dan assassin [3]. Kemenangan dalam permainan terjadi jika salah satu base tim dihancurkan oleh tim lawan, maka tim lawan tersebut menjadi pemenangnya [4]. Kemenangan dan kekalahan ketika bermain dapat mengubah peringkat atau rank pemain tersebut, sehingga tak jarang pemain mengeluhkan kekalahan dalam bermain ranked karena dapat menurunkan peringkat pemain [5].

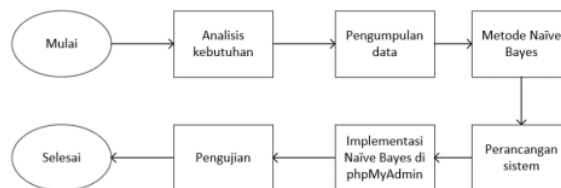
Pemain profesional yang memiliki pengalaman bermain yang melimpah dan didukung dengan kemampuan pengaturan strategi bermain yang baik mendapat julukan sebagai *pro-player* dalam dunia *e-sports* [6]. Dunia *e-sports* saat ini memiliki perkembangan yang terbilang pesat disetiap tahunnya dan menjadi bagian industri yang menguntungkan dengan total pendapatan sebesar \$159.3 miliar [7], turnamen Mobile Legends menjadi salah satu kompetisi *e-sports* yang paling diminati baik di Indonesia maupun dunia [8] yang mana pemenang turnamen mendapatkan hadiah beragam mulai dari *merchandise* hingga uang tunai [9]. Pemerintah Indonesia sendiri pernah menyelenggarakan turnamen Mobile Legends pada kompetisi *Pi-13* Presiden 2019 [10]. Eksistensi *e-sports* yang seperti itu mendorong munculnya berbagai turnamen antar tim dalam negeri maupun luar negeri, sehingga hal tersebut memicu merebaknya tim-tim baru yang berlomba mendapatkan tempat dalam turnamen *e-sports*.

Berbagai **tim** mengusung strategi untuk memenangkan permainan, salah satunya strategi dalam pemilihan *hero* atau *draft pick hero*. Hal tersebut menjadi bagian yang paling berpengaruh besar dalam menentukan kemenangan permainan [11] disamping kemampuan *pro-player* dalam mengontrol *hero* yang digunakan, karena setiap *hero* memiliki kekuatan dan kelemahan yang beragam serta mengemban tugas yang berbeda, sehingga diperlukan kombinasi *hero* yang sesuai untuk dapat meningkatkan peluang kemenangan dalam permainan [12]. Perlunya informasi kombinasi *hero* apa saja yang memungkinkan untuk memberikan peluang k⁸emenangan yang lebih besar [13] daripada tim lawan dapat diwujudkan dengan salah satu cara yakni dalam bentuk **sistem prediksi kemenangan hero** menggunakan metode *naïve bayes* [14]. *Naïve bayes* dipilih karena mudah diimplementasikan dan me¹⁹asilkan akurasi cukup baik meski bekerja dengan data *training* yang relatif sedikit [15].

Sistem prediksi kemenangan pada *game* Mobile Legends menggunakan metode *naïve bayes* menjadi salah satu penelitian yang menarik **untuk** dikembangkan terbukti dengan adanya penelitian sebelumnya yang sejenis, dimulai dari penelitian [16] dengan menghitung probabilitas kemenangan setiap *hero* dan berhasil melakukan prediksi dengan akurasi 80% dari 20 pertandingan, kemudian dilanjut penelitian [17] yang menggunakan parameter lebih bervariasi seperti *winrate hero* diatas 90% akan memberikan peluang kemenangan lebih besar. Selain itu pada penelitian [18] menghitung probabilitas kemenangan setiap *hero* dari setiap tim, sehingga penelitian ini lebih mengarahkan tim *e-sports* mana yang lebih memiliki peluang lebih besar berdasarkan *hero* yang pernah digunakan sebelumnya. Mengetahui ketiga penelien sebelumnya terdapat satu kesamaan yakni tidak ada pembaharuan nilai probabilitas setiap *hero* terlebih bila sudah dijadikan dalam bentuk sistem web, sehingga berdasarkan permasalahan tersebut diperlukan perkembangan sistem prediksi yang sudah ada sebelumnya yakni membuat sistem prediksi kemenangan *hero* Mobile Legends yang dapat selalu diperbarui nilai probabilitas kemenangan *hero* setiap ada data *training* yang ditambahkan dalam bentuk web sederhana dengan melibatkan pengolahan data di phpMyAdmin atau database pengolahan data berbasis web.

II. METODE

Me⁷de atau tahapan penelitian **sistem prediksi kemenangan hero** Mobile Legends menggunakan metode *naïve bayes* dapat dilihat pada gambar 1 berikut.

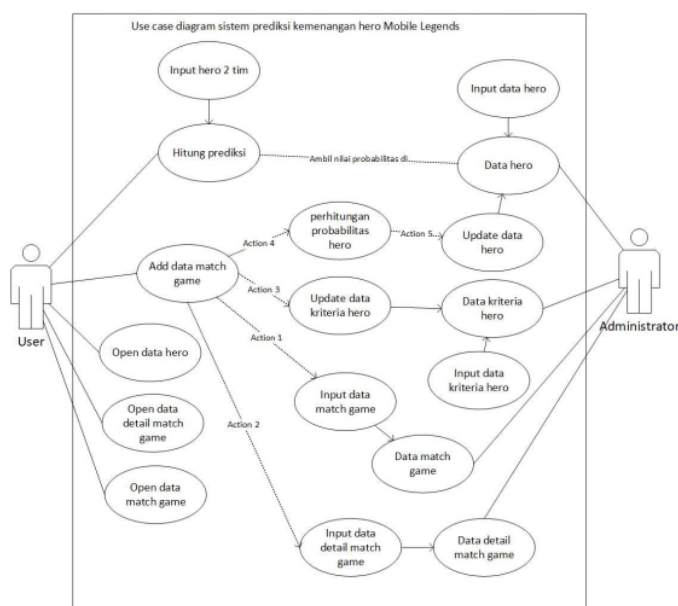


Gambar 1. Tahapan penelitian

Pada gambar 1 tahapan penelitian dimulai dari menganalisis kebutuhan sistem prediksi, kemudian dilanjutkan dengan pengumpulan data baik data *hero* dan pertandingan sebelumnya kemudian dari data yang dikumpulkan dilakukan pengolahan lebih lanjut dengan metode *naïve bayes* lalu merancang sistem prediksi dilanjutkan dengan mengimplementasikan perhitungan *naïve bayes* di phpMyAdmin kemudian tahap akhir dilakukan pengujian sistem.

A. Analisis kebutuhan

Pada proses ini dilakukan analisis kebutuhan pengguna dalam bentuk *use case diagram* untuk **10**ngetahui fungsi apa saja yang dibutuhkan **dalam** membuat **sistem** prediksi kemenangan *hero* Mobile Legends dapat dilihat pada gambar 2 berikut.



Gambar 2. Use case diagram

Dari gambar 2, dapat diketahui *use case diagram* tersebut memiliki dua aktor yakni administrator dan user, administrator dapat melakukan penambahan data pada tabel 'detailhero', 'matchgame', 'detailmatch', dan tabel 4 kriteria hero. Sedangkan pada sisi user dapat melakukan perhitungan prediksi dengan mengambil nilai probabilitas yang ada pada tabel 'detailhero', kemudian user juga dapat menambahkan data *training* pada tabel 'matchgame' yang kemudian disalin pada format di tabel 'detailmatch' sehingga mengubah nilai data di tabel 4 kriteria hero dan berdampak pada perhitungan ulang probabilitas hero sehingga nilai probabilitas hero dapat diperbarui.

B. Pengumpulan data

Pada tahapan ini penulis melakukan pengumpulan dua data yakni data hero dan data pertandingan sebelumnya. Data hero diambil dari website resmi moba.m¹⁴telelegends.com sedangkan data pertandingan diambil dari turnamen Mobile Legends tahun 2023. Untuk data hero dapat dilihat pada tabel 1 berikut.

Tabel 1. Data hero Mobile Legends

No	Hero	Durability	Offense	Ability-Effects	Difficulty
121	Ixia	50	70	30	40
120	Arlott	50	60	60	50
119	Novaria	30	90	30	60
118	Joy	10	70	30	90
117	Fredrinn	60	50	80	50
116	Julian	70	60	60	70
...	...	...	...	...	...

Pada tabel 1 data hero yang dikumpulkan mengandung informasi mengenai nilai kemampuan/kriteria hero tersebut yang terbagi menjadi empat, *durability* atau tingkat kekebalan suatu hero terhadap serangan musuh. *Offense*, besaran *damage* atau serangan yang dikeluarkan suatu hero. *Ability effects*, besaran *output* dari *skill* suatu hero, dan *difficulty* yang merupakan tingkat kesulitan penggunaan suatu hero. Empat kemampuan tersebut akan dikelompokkan menjadi beberapa *range* berdasarkan nilainya dengan bantuan rumus kuartil pada excel yang mana dapat dilihat pada persamaan 1 berikut.

$$QUARTILE(array: quart) \quad (1)$$

18 Pada persamaan 1 diketahui array adalah *range cell* yang berisi data untuk dicari nilai kuartilnya, sedangkan quart adalah kuartil ke-n yang ingin dicari (Q1, Q2, Q3).

Setelah dilakukan pengelompokan nilai yang bersumber pada penelitian [19] dengan rumus kuartil 31 ka empat kemampuan/kriteria *hero* tersebut akan disesuaikan dengan kelompok data berdasarkan nilainya atau dapat dilihat pada tabel 2 berikut.

Tabel 2. Pengelompokan kriteria *hero*

<i>Durability</i> (db)		<i>Offense</i> (off)		<i>Ability effects</i> (ae)		<i>Difficulty</i> (dif)	
Range	Ket.	Range	Ket.	Range	Ket.	Range	Ket.
0-20	Lembek	0-20	Tidak-Sakit	0-20	Tidak-Sakit	0-20	Rendah
21-50	Normal	21-50	Normal	21-50	Normal	21-50	Sedang
51-70	Keras	51-70	Sakit	51-70	Sakit	51-70	Sulit
71+	Sangat-Keras	71+	Sangat-Sakit	71+	Sangat-Sakit	71+	Sangat-Sulit

Berdasarkan tabel 2 pengelompokan nilai pada kriteria *hero* akan mengubah nilai di data *hero* menjadi 34 yang ada pada tabel 3 berikut.

Tabel 3. Data *hero* Mobile Legends setelah diubah

No	<i>Hero</i>	<i>Durability</i>	<i>Offense</i>	<i>Ability-Effects</i>	<i>Difficulty</i>
121	Ixia	Normal	Sakit	Tidak-Sakit	Sedang
120	Arlott	Normal	Normal	Sakit	Sulit
119	Novaria	Normal	Sangat-Sakit	Tidak-Sakit	Sulit
118	Joy	Lembek	Sakit	Tidak-Sakit	Sangat-Sulit
117	Fredrinn	Keras	Normal	Sangat-Sakit	Sulit
116	Julian	Keras	Normal	Sakit	Sangat-Sulit
...	...	...	...	...	...

Data yang berada pada tabel 3 akan menjadi data yang di-import ke database phpMyAdmin. Setelah dilakukan pengumpulan 27 ata *hero*, selanjutnya pengumpulan data pada turnamen sebelumnya yakni sebanyak 145 pertandingan yang dapat dilihat pada tabel 4 berikut.

Tabel 4. Data pertandingan sebelumnya

Id match	link	<i>Hero</i>	<i>Hero</i>	<i>Hero</i>	<i>Hero</i>	<i>Hero</i>	result
	match1	Franco	Terizla	Valentina	Martis	Karrie	Defeat
	match1	Fredrinn	X-Borg	Kadita	Claude	Angela	Victory
	match2	Pharsa	Fanny	Khufra	Lapu-Lapu	Claude	Defeat
	match2	Paquito	Baxia	Valentina	WanWan	Franco	Victory
...	...	...	...	...	...	...	...

Pada tabel 4 data yang tersaji pada setiap baris berisi suatu tim beserta dengan *hero* yang digunakan dan hasil akhir pertandingan, sehingga dua baris mengartikan suatu satu pertandingan, kemudian data pada tabel 4 akan disalin dalam format setiap baris berisi suatu *hero* dilengkapi empat kriteria *hero* tersebut, yang artinya data dari dua baris di tabel 4 akan dijabarkan menjadi 10 baris pada tabel 5 berikut.

Tabel 5. Rincian data pertandingan

Id	Id <i>Hero</i>	<i>Hero</i>	<i>Durability</i> 32 y	<i>Offense</i>	<i>Ability-Effects</i>	<i>Difficulty</i>	result
1	10	Franco	Sangat-Keras	Tidak-Sakit	Sangat-Sakit	Rendah	36 feat
2	82	Terizla	Normal	Tidak-Sakit	Sangat-Sakit	Rendah	Defeat
3	110	Valentina	Sangat-Keras	Sangat-Sakit	Normal	Sangat-Sulit	Defeat
4	58	Martis	Normal	Tidak-Sakit	Sakit	Sulit	Defeat
5	40	Karrie	Lembek	Sangat-Sakit	Tidak-Sakit	Sedang	Defeat
6	117	Fredrinn	Keras	Normal	Sangat-Sakit	Sulit	Victory
7	83	X-Borg	Lembek	Tidak-Sakit	Sangat-Sakit	Sedang	Victory
8	75	Kadita	Sangat-Keras	Sangat-Sakit	Normal	Sulit	Victory
9	65	Claude	Lembek	Normal	Tidak-Sakit	Sangat-Sulit	Victory
10	55	Angela	Normal	Tidak-Sakit	Tidak-Sakit	Rendah	Victory
...	...	...	...	...	...	...	...

Data pada tabel 5 akan menjadi data yang di-import ke database phpMyAdmin untuk dilakukan pengolahan metode *naive bayes* dalam bentuk kode php.

C. Metode *naive bayes*

Metode *naive bayes* adalah salah satu metode klasifikasi yang memprediksi kelas a, metode ini didasarkan pada teorema bayes yang memiliki cara kerja seperti *decision tree* dan *neural network* [20]. Rumus teorema bayes dapat ditunjukkan pada persamaan 2 berikut.

$$P(X|H) = \frac{P(H|X)P(X)}{P(H)} \quad (2)$$

Dengan:

X : data dengan *class* yang belum diketahui
H : hipotesis data yang merupakan suatu *class* spesifik
P(H|X) : probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X (posteriori *probability*)
P(H) : probabilitas hipotesis H (*prior probability*)
P(X|H) : probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis
P(X) : probabilitas X

Tahapan pada metode *naive bayes* yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

Menghitung probabilitas pertandingan yang menang/victory

Data *training* yang digunakan adalah 145 pertandingan dengan rincian 290 tim atau 1450 *hero* yang digunakan karena setiap tim menggunakan lima *hero*. 145 pertandingan menghasilkan 145 tim dalam kondisi menang dan 145 tim kondisi kalah atau bila dihitung dari penggunaan *hero* terdapat 725 *hero* dalam kondisi menang, sehingga probabilitas pertandingan yang menang dapat diketahui dari persamaan 3 berikut.

$$P(\text{result} = \text{victory}) = \frac{\text{hero kondisi menang}}{\text{jumlah hero yang digunakan}} = \frac{725}{1430} = 0.5 \quad (3)$$

Menghitung range nilai setiap kriteria *hero*

Data *training* yang tersaji pada tabel 5 akan dihitungkan jumlah kelompok data pada setiap kriteria *hero* dalam kondisi menang, untuk kriteria *durability* data tersebut disajikan dalam bentuk tabel 6 berikut.

Tabel 6. Frekuensi kriteria *hero durability* kondisi menang

Range	Frekuensi
Lembek	210
Normal	215
Keras	115
Sangat-Keras	185

Data frekuensi pada tabel 6 jika dijumlahkan akan bernilai 725, yang artinya sebanyak 725 data *hero* dalam kondisi menang, sedangkan untuk kriteria *offense* data tersebut disajikan dalam bentuk tabel 7 berikut.

Tabel 7. Frekuensi kriteria *hero offense* kondisi menang

Range	Frekuensi
Tidak-Sakit	185
Normal	280
Sakit	80
Sangat-Sakit	180

Hasil jumlah frekuensi tabel 7 sama dengan tabel 6 yaitu 725, yang artinya perhitungan sudah dilakukan dengan benar. Selanjutnya untuk kriteria *ability effects* disajikan dalam bentuk tabel 8 berikut.

Tabel 8. Frekuensi kriteria *hero ability effects* kondisi menang

Range	Frekuensi
Tidak-Sakit	241

Range	Frekuensi
Normal	185
Sakit	91
Sangat-Sakit	208

Sama dengan dua kriteria sebelumnya, pada tabel 8 yang memuat data kriteria *ability effects* memiliki jumlah frekuensi 725. Kemudian untuk kriteria *difficulty* disajikan dalam bentuk tabel 9 berikut.

Tabel 9. Frekuensi kriteria *hero difficulty* kondisi menang

Range	Frekuensi
Rendah	158
Sedang	114
Sulit	311
Sangat-Sulit	142

Jumlah frekuensi pada tabel 9 sebesar 725, yang mana nilai tersebut akan digunakan pada perhitungan probabilitas setiap *range* pada empat kriteria *hero*. Menggunakan salah satu contoh perhitungan probabilitas pada kriteria *durability* pada tabel 6 dengan mengambil nilai frekuensi berdasarkan kelompok data dari tabel 6 seperti yang ditunjukkan pada persamaan 4, 5, 6, 7 berikut.

$$P(db = Lembek|result = victory) = \frac{jumlah(db=Lembek|result=victory)}{jumlah(result=victory)} \quad (4)$$

$$P(db = Normal|result = victory) = \frac{jumlah(db=Normal|result=victory)}{jumlah(result=victory)} \quad (5)$$

$$P(db = Keras|result = victory) = \frac{jumlah(db=Keras|result=victory)}{jumlah(result=victory)} \quad (6)$$

$$P(db = Sangat - Keras|result = victory) = \frac{jumlah(db=Sangat-Keras|result=victory)}{jumlah(result=victory)} \quad (7)$$

Perolehan nilai pada 'jumlah(result=victory)' berasal dari jumlah data pada setiap kriteria dalam kondisi 'result=victory' dan antar kriteria yang satu dengan yang lain harus memiliki jumlah yang sama sebagai tanda perhitungan sudah benar. Perhitungan yang sama dilakukan pada tiga kriteria lainnya dengan menyesuaikan frekuensi data pada setiap *range*.

Menghitung probabilitas setiap *hero*

Perhitungan probabilitas *hero* didapatkan dari hasil perhitungan empat kriteria yang dimiliki *hero* tersebut dan mengaitkan dengan hasil perhitungan pada persamaan 3. contohnya *hero* bernama Ixia yang memiliki *durability* 'normal', *offense* 'sakit', *ability effects* 'tidak-sakit', dan *difficulty* 'sedang', maka perhitungan probabilitas dapat diketahui pada persamaan 8 berikut.

$$P_{hero} = P(db = Normal|result = victory) \times P(off = Sakit|result = victory) \times P(ae = Tidak - Sakit|result = victory) \times P(dif = Sedang|result = victory) \times P(result = victory) \quad (8)$$

Menghitung probabilitas setiap tim dan persentase kemenangan

Perhitungan probabilitas setiap tim didapatkan dari mengalikan probabilitas lima *hero* yang dipilih kemudian dikaitkan dengan probabilitas menang atau hasil persamaan 3 sehingga didapatkan probabilitas kemenangan tim ditampilkan pada persamaan 9, dan bila diubah dalam bentuk persentase akan ditampilkan pada persamaan 10 untuk tim *allies* dan persamaan 11 untuk tim *enemy*.

$$P\left(\frac{tim\ allies}{tim\ enemy} | result = victory\right) = P_{hero1} \times P_{hero2} \times P_{hero3} \times P_{hero4} \times P_{hero5} \times P(result = victory) \quad (9)$$

$$tim\ allies = \frac{P(tim\ allies|result=victory)}{P(tim\ allies|result=victory)+P(tim\ enemy|result=victory)} \times 100\% \quad (10)$$

$$tim\ enemy = \frac{P(tim\ enemy|result=victory)}{P(tim\ allies|result=victory)+P(tim\ enemy|result=victory)} \times 100\% \quad (11)$$

D. Rancangan antarmuka sistem

Rancangan antarmuka ha¹² disesuaikan dengan kebutuhan pengguna dan tersaji dengan sederhana. Sistem prediksi kemenangan ha¹⁰ disajikan dalam bentuk yang mudah dipahami untuk digunakan pengguna. Berikut rancangan antarmuka inti ditunjukkan pada gambar 3 berikut.

Gambar 3. Rancangan antarmuka halaman prediksi

Pada gambar 3, pengguna dapat memasukkan hero apa saja dan mengetahui peluang kemenangan dalam bentuk persentase, pemilihan hero disajikan dalam bentuk select button, dan jika pengguna melakukan prediksi lagi, pengguna bisa mengubah langsung pada select button hero yang akan diganti. Selain halaman prediksi terdapat halaman penambah data training yang penting untuk diperhatikan karena digunakan untuk memperbarui probabilitas hero, dengan tampilan rancangan seperti gambar 4 berikut.

Gambar 4. Rancangan antarmuka halaman tambah data *training*

Pada gambar 4, sama seperti rancangan halaman prediksi, pemilihan hero berbentuk select button dan bila sudah terisi semua, kemudian klik 'tambahkan data' maka akan dilakukan beberapa proses seperti yang ada pada use case diagram di gambar 2.

E. Implementasi metode *naive bayes* di phpMyAdmin

Implementasi metode yang sudah dijelaskan sebelumnya akan diimplementasikan pada database phpMyAdmin, sehingga data hero yang sudah diolah akan dipindahkan ke phpMyAdmin untuk kemudian diolah lebih lanjut dengan menerapkan metode *naive bayes* dalam bentuk kode php.

F. Pengujian sistem

Sistem prediksi yang sudah jadi akan dilakkan pengujian prediksi dengan tujuan mengukur seberapa tinggi akurasi yang dihasilkan, hal tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan 12 berikut.

$$akurasi = \frac{jumlah\ data\ yang\ diprediksi\ benar}{jumlah\ data\ yang\ diprediksi} \quad (12)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Implementasi naïve bayes di phpMyAdmin

Pembuatan tabel database didasarkan pada kebutuhan analisis atau *use case diagram* pada gambar 2, maka dalam sistem prediksi dibuat tujuh tabel yakni tabel 'detailhero' yang menampung data *hero* salah satu nilai probabilitas yang dapat diperbarui bila ada data yang ditambahkan, tampilan tabel 'detailhero' dapat dilihat pada gambar 5 berikut.

Server: 127.0.0.1 Database: modak Table: detailhero

Browse

Structure

SQL

Search

Insert

Export

Import

Privileges

Operations

Triggers

	id_hero	hero	dbb_value	dbb_prob	off_value	off_prob	ae_value	ae_prob	dif_value	dif_prob	prob				
Delete	1	Miya	40	Normal	0.296552	70	Sakit	0.110345	10	Tidak-Sakit	0.332414	10	Rendah	0.217931	0.00118528
Delete	2	Balmond	20	Lembek	0.289655	30	Tidak-Sakit	0.255172	80	Sangat-Sakit	0.286897	10	Rendah	0.217931	0.00231062
Delete	3	Saber	60	keras	0.158621	60	Normal	0.386207	20	Tidak-Sakit	0.332414	10	Rendah	0.217931	0.00221895
Delete	4	Alice	70	keras	0.158621	50	Normal	0.386207	50	Normal	0.255172	80	Sangat-Sulit	0.195862	0.00153085
Delete	5	Nana	100	Sangat-Keras	0.255172	60	Normal	0.386207	50	Normal	0.255172	10	Rendah	0.217931	0.00274016
Delete	6	Tigreal	100	Sangat-Keras	0.255172	10	Tidak-Sakit	0.255172	80	Sangat-Sakit	0.286897	10	Rendah	0.217931	0.00203555
Delete	7	Alucard	10	Lembek	0.289655	50	Normal	0.386207	50	Normal	0.255172	30	Sedang	0.157241	0.00224425
Delete	8	Karina	10	Lembek	0.289655	70	Sakit	0.110345	50	Normal	0.255172	20	Rendah	0.217931	0.000688702
Delete	9	Akal	90	Sangat-Keras	0.255172	30	Tidak-Sakit	0.255172	90	Sangat-Sakit	0.286897	30	Sedang	0.157241	0.00146869
Delete	10	Franco	100	Sangat-Keras	0.255172	10	Tidak-Sakit	0.255172	80	Sangat-Sakit	0.286897	10	Rendah	0.217931	0.00203555
Delete	11	Bane	40	Normal	0.296552	60	Normal	0.386207	50	Normal	0.255172	20	Rendah	0.217931	0.00318451
Delete	12	Bruno	20	Lembek	0.289655	60	Normal	0.386207	20	Tidak-Sakit	0.332414	30	Sedang	0.157241	0.00292359
Delete	13	Clint	40	Normal	0.296552	70	Sakit	0.110345	30	Tidak-Sakit	0.332414	60	Sulit	0.428966	0.00233305
Delete	14	Rafaela	70	keras	0.158621	20	Tidak-Sakit	0.255172	60	Sakit	0.125517	10	Rendah	0.217931	0.000553587

Console

Sangat-Sangat-Sakit

Gambar 5. Data rincian *hero* di tabel 'detailhero'

Gambar 5 adalah data informasi yang di-import dari data di tabel 3 dengan penambahan beberapa kolom sebagai kemudahan dalam pengolahan perhitungan probabilitas. Kemudian tabel 'matchgame' yang menampung data pertandingan sebelumnya, sehingga isi tabel tersebut pada database phpMyAdmin terlihat pada gambar 6 berikut.

Server: 127.0.0.1 » Database: modba » Table: matchgame

Browse

Structure

SQL

Search

Insert

Export

Import

Privileges

Operations

Triggers

		id_data	id_match	link	hero1	hero2	hero3	hero4	hero5	result
☐	Edit Copy Delete	1		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Franco	Terizla	Valentina	Martis	Karrie	Defeat
☐	Edit Copy Delete	2		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Fredrinn	X-Borg	Kadita	Claude	Angela	Victory
☐	Edit Copy Delete	3		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Pharsa	Fanny	Khufra	LapuLapu	Claude	Defeat
☐	Edit Copy Delete	4		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Paquito	Baxia	Valentina	WanWan	Franco	Victory
☐	Edit Copy Delete	5		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Angela	Claude	Fredrinn	Faramis	Arlott	Defeat
☐	Edit Copy Delete	6		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Paquito	Baxia	Valentina	Brody	Grock	Victory
☐	Edit Copy Delete	7		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Faramis	Beatrix	Kaja	Paquito	Fredrinn	Victory
☐	Edit Copy Delete	8		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Arlott	Fanny	Khufra	Claude	Pharsa	Defeat
☐	Edit Copy Delete	9		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Paquito	Akai	Faramis	Brody	Grock	Defeat
☐	Edit Copy Delete	10		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Kaja	Melissa	Novaria	Fanny	Fredrinn	Victory
☐	Edit Copy Delete	11		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Claude	Fredrinn	Yve	Florn	Alice	Defeat
☐	Edit Copy Delete	12		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Hayabusa	Uranus	WanWan	Kaja	Valentina	Victory

Console

https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4

Gambar 6. Data pada tabel 'matchgame'

Gambar 6 memuat informasi yang di-import dari tabel 4, pada tabel 'matchgame' tersebut akan bertambah jika halaman 'tambah ¹⁴' diisi. Isi dalam tabel 'matchgame' akan disalin dalam format yang lebih rinci di tabel 'detailmatch' yang dapat dilihat pada gambar 7 berikut.

Server: 127.0.0.1 • Database: moda • Table: detailmatch

Browse

Structure

SQL

Search

Insert

Export

Import

Privileges

Operations

Triggers

Columns

		no_data	id_hero	hero	db	off	ae	dif	result
☐		1	10	Franco	Sangat-Keras	Tidak-Sakit	Sangat-Sakit	Rendah	Defeat
☐		2	82	Terizla	Normal	Tidak-Sakit	Sangat-Sakit	Rendah	Defeat
☐		3	110	Valentina	Sangat-Keras	Sangat-Sakit	Normal	Sangat-Sulit	Defeat
☐		4	58	Martis	Normal	Tidak-Sakit	Sakit	Sulit	Defeat
☐		5	40	Karrie	Lembek	Sangat-Sakit	Tidak-Sakit	Sedang	Defeat
☐		6	117	Fredrinn	keras	Normal	Sangat-Sakit	Sulit	Victory
☐		7	83	X-Borg	Lembek	Tidak-Sakit	Sangat-Sakit	Sedang	Victory
☐		8	75	Kadita	Sangat-Keras	Sangat-Sakit	Normal	Sulit	Victory
☐		9	65	Claude	Lembek	Normal	Tidak-Sakit	Sangat-Sulit	Victory
☐		10	55	Angela	Normal	Tidak-Sakit	Tidak-Sakit	Rendah	Victory
☐		11	52	Pharsa	Normal	Sangat-Sakit	Tidak-Sakit	Rendah	Defeat
☐		12	17	Fanny	Lembek	Sakit	Sakit	Sangat-Sulit	Defeat
☐		13	78	Khufra	Sangat-Keras	Tidak-Sakit	Sangat-Sakit	Sulit	Defeat
☐		14	37	LapuLapu	Normal	Normal	Sangat-Sakit	Sulit	Defeat
☐		15	65	Claude	Lembek	Normal	Tidak-Sakit	Sangat-Sulit	Defeat
☐		16	103	Paquito	Normal	Normal	Sakit	Sulit	Victory
☐		17	87	Baxia	keras	Tidak-Sakit	Sangat-Sakit	Rendah	Victory
☐		18	110	Valentina	Sangat-Keras	Sangat-Sakit	Normal	Sangat-Sulit	Victory

Console

19

80

MiaMia

Normal

Normal

Tidak-Sakit

Sakit

Sulit

Victory

Gambar 7. Data pada tabel 'detailmatch'

Sama seperti dua tabel sebelumnya, gambar 7 berisi informasi yang di-import dari tabel 5. Data dari tabel 'detailmatch' ini akan menjadi data *training* yang mempengaruhi nilai probabilitas setiap *hero*, disamping tabel 'detailmatch' terdapat empat tabel lain yang merupakan empat tabel kriteria *hero*. Pertama yakni kriteria *dura* ²⁹ty dengan tabel yang bernama 'prodbvnc' yang memuat informasi pada tabel 6 dengan tampilan tabel database yang dapat dilihat pada gambar 8 berikut.

id_vicdb	item_db	db_value	vic_value	result
D1	Lembek	210	725	0.289655
D2	Normal	215	725	0.296552
D3	Keras	115	725	0.158621
D4	Sangat-Keras	185	725	0.255172

Gambar 8. Data pada tabel kriteria *durability*

Gambar 8 terdiri dari lima kolom, dimana kolom 'id_vicdb' merupakan kolom identitas dari tabel tersebut, 'item_db' memuat data *range* kriteria *durability*, 'db_value' merupakan frekuensi 'item_db' dalam kondisi menang yang mengambil dari tabel 'detailmatch' kolom 'db', kemudian 'vic_value' merupakan jumlah 'result=victory' pada tabel 'detailmatch', terakhir kolom 'result' merupakan hasil dari persamaan 13 berikut.

$$result = \frac{db_value}{vic_value} \quad (13)$$

Hasil dari persamaan 13 sama dengan hasil dari persamaan 4-7 dengan menyesuaikan *range*-nya. Sama dengan kriteria *durability*, kriteria *offense* jika dibuat di database phpMyAdmin akan tampak seperti gambar 9 berikut.

id_vicoff	item	off_value	vic_value	result
O1	Tidak-Sakit	185	725	0.255172
O2	Normal	280	725	0.386207
O3	Sakit	80	725	0.110345
O4	Sangat-Sakit	180	725	0.248276

Gambar 9. Data pada tabel kriteria *offense*

Data dari gambar 9 atau tabel yang bernama 'proboffvic' memuat jumlah kolom dan cara perhitungan yang sama seperti tabel 'prodbbvic' sebelumnya, yakni menghitung frekuensi data di tabel 'detailmatch' kolom 'off' dengan kondisi 'result=victory', kemudian tabel kriteria *ability effects* dibuat di database phpMyAdmin dengan nama 'probaevic' dengan tampilan seperti gambar 10 berikut.

id_vicae	item	ae_value	vic_value	result
A1	Tidak-Sakit	241	725	0.332414
A2	Normal	185	725	0.255172
A3	Sakit	91	725	0.125517
A4	Sangat-Sakit	208	725	0.286897

Gambar 10. Data pada tabel kriteria *ability effects*

Gambar 10 memiliki kesamaan jumlah kolom dan cara perhitungan dengan dua tabel sebelumnya dengan perbedaan menghitung frekuensi data di tabel 'detailmatch' kolom 'ae' dengan kondisi 'result=victory'. Kriteria terakhir yakni *difficulty* yang dibuat di phpMyAdmin dengan nama tabel 'probdifvic' seperti pada gambar 11 berikut.

id_vicdif	item	dif_value	vic_value	result
F1	Rendah	158	725	0.217931
F2	Sedang	114	725	0.157241
F3	Sulit	311	725	0.428966
F4	Sangat-Sulit	142	725	0.195862

Gambar 11. Data pada tabel kriteria *difficulty*

Gambar 11 memuat informasi kolom dan cara perhitungan yang sama dengan tiga tabel kriteria sebelumnya, dengan perbedaan menghitung frekuensi kolom 'dif' pada tabel 'detailmatch' hanya dalam kondisi 'result=victory', untuk nilai 'vic_value' dari empat tabel kriteria memiliki nilai yang sama karena menghitung keseluruhan jumlah data pada satu kolom kriteria tertentu. Empat kolom dari tabel 'detailhero' mengambil nilai 'result' di empat tabel

kriteria yakni kolom 'db_prob' mengambil nilai 'result' dari tabel 'probdbrvic', nilai kolom 'off_prob' mengambil nilai 'result' dari tabel 'proboffvic', lalu nilai 'ae_prob' mengambil nilai 'result' dari tabel 'probaevic', selanjutnya kolom 'dif_prob' mengambil nilai 'result' dari tabel 'probdifvic' dengan menyesuaikan *range* kriteria *hero* tersebut atau dapat dilihat pada gambar 12 berikut.

id_vicdb	item_db	db_value	vic_value	result
D1	Lembek	210	725	0.289655
D2	Normal	215	725	0.296552
D3	Keras	115	725	0.158621
D4	Sangat-Keras	185	725	0.255172

id_vicoff	item	off_value	vic_value	result
O1	Tidak-Sakit	185	725	0.255172
O2	Normal	280	725	0.386207
O3	Sakit	80	725	0.110345
O4	Sangat-Sakit	180	725	0.248276

id_vicae	item	ae_value	vic_value	result
A1	Tidak-Sakit	241	725	0.332414
A2	Normal	185	725	0.255172
A3	Sakit	91	725	0.125517
A4	Sangat-Sakit	208	725	0.286897

id_vicdif	item	dif_value	vic_value	result
F1	Rendah	158	725	0.217931
F2	Sedang	114	725	0.157241
F3	Sulit	311	725	0.428966
F4	Sangat-Sulit	142	725	0.195862

Server: 127.0.0.1 » Database: moba » Table: de_sailhero

Browse

Structure

SQL

Search

Insert

Export

Import

Privileges

Operations

Triggers

id_hero	hero	dbb_value	dbb	dbb_prob	off_value	off	off_prob	ae_value	ae	ae_prob	dif_value	dif	dif_prob	prob	
Delete	1	Myia	40	Normal	0.296552	70	Sakit	0.110345	10	Tidak-Sakit	0.332414	10	Rendah	0.217931	0.00118528
Delete	2	Balmond	20	Lembek	0.289655	30	Tidak-Sakit	0.255172	80	Sangat-Sakit	0.286897	10	Rendah	0.217931	0.00231062
Delete	3	Saber	60	keras	0.158621	60	Normal	0.386207	20	Tidak-Sakit	0.332414	10	Rendah	0.217931	0.00221895
Delete	4	Alice	70	keras	0.158621	50	Normal	0.386207	50	Normal	0.255172	80	Sangat-Sulit	0.195862	0.00153085
Delete	5	Nana	100	Sangat-Keras	0.255172	60	Normal	0.386207	50	Normal	0.255172	10	Rendah	0.217931	0.00274016

Gambar 12. Pengambilan probabilitas kriteria *hero*

Empat kotak pembatas pada gambar 12 menjelaskan asal nilai yang didapatkan dari empat kolom tersebut seperti yang sudah dijelaskan sebelumnya. Pada kolom terakhir yakni kolom 'prob' merupakan hasil perhitungan dari persamaan 8 atau bila dalam kode php ditunjukkan pada persamaan 14 berikut.

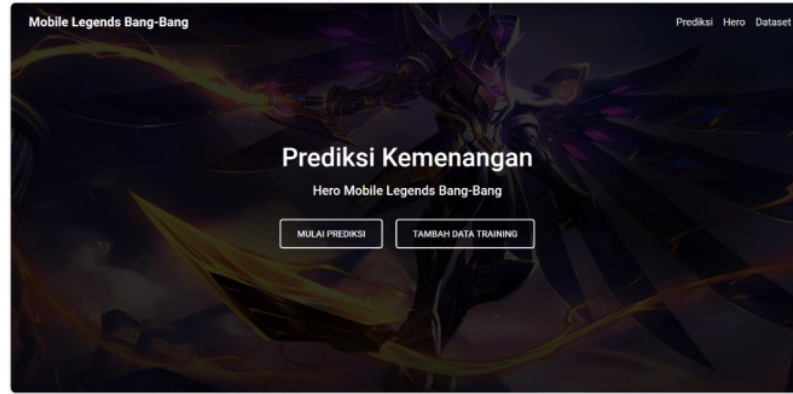
$$prob = db_prob \times off_prob \times ae_prob \times dif_prob \times 0.5 \quad (14)$$

Dengan asal nilai 0.5 merupakan hasil dari persamaan 3.

B. Tampilan sistem

Halaman utama

Halaman utama pada sistem prediksi [38](#) menyediakan dua tombol yang mengarah pada dua halaman inti yakni halaman prediksi dan tambah data seperti [pada gambar 13 berikut](#).



Gambar 13. Halaman utama

Gambar 13 menjadi halaman pembuka sistem prediksi kemenangan, dilengkapi dengan tiga menu yang mengarah pada halaman informasi lainnya.

Halaman prediksi kemenangan

Pada halaman ini pengguna dapat melakukan prediksi kemenangan dengan *hero* yang dipilih seperti pada gambar 14 berikut.

Tim Allies		Tim Enemy	
Helicurt	0.00372838	Ruby	0.00146869
Chou	0.00356364	Fredrinn	0.00376962
Valentina	0.00158315	Lancelot	0.00279547
Claude	0.00364167	Kadita	0.00346732
Clint	0.00236564	Brody	0.00179093
Cyclops	432114e-14		4.8053506856320933e-14
Claude	43%		35%

Reset

Gambar 14. Halaman prediksi kemenangan *hero*

Gambar 14 menunjukkan kemudahan sistem dalam membantu pengguna jika melakukan pergantian *hero* maka persentase kemenangan akan menyesuaikan sendiri atau menggunakan tombol 'reset' untuk memulai prediksi ulang. Pada halaman ini setiap *hero* yang dipilih dilengkapi dengan informasi nilai probabilitas *hero* tersebut dan besaran probabilitas kemenangan setiap tim yang diwujudkan dari persamaan 9 sebelumnya, kemudian hasil persentase yang didapat dihasilkan dari persamaan 10 untuk tim *allies* dan persamaan 11 untuk tim *enemy*.

Halaman tambah data training

35 Pada halaman ini pengguna dapat menambahkan data *training* yang akan memperbarui nilai probabilitas *hero* seperti yang ditunjukkan pada gambar 15 berikut.

Gambar 15. Halaman tambah data *training*

Gambar 15 menunjukkan adanya tambahan informasi bila sudah memilih *hero* yang mana informasi tersebut memudahkan sistem dalam melakukan penambahan data pada tabel 'detailmatch' disamping menambahkan data pada 'matchgame' sehingga perhitungan ulang probabilitas *hero* dapat dilakukan.

Halaman informasi lainnya

Halaman pendukung lainnya berisi informasi *hero* dan pertandingan sebelumnya atau dapat dilihat pada gambar 16 berikut.

Id_Hero	Nama Hero	Primary Role	Secondary Role	Tahun Rilis	Power1	Power2	Laning	Durability	Offense	Ability Effects	Difficulty
121	Ixia	Marksmen			Finisher	Damage	Gold_Laner	Normal	Sakit	Tidak-Sakit	Sedang
120	Arlott	Fighter	Assassin		Charge	Burst	EXP_Laner	Normal	Normal	Sakit	Sulit
119	Novaria	Mage			Burst	Poke	Mid_Laner	Normal	Sangat-Sakit	Tidak-Sakit	Sulit
118	Joy	Assassin		2022	Chase	Damage	EXP_Laner	Lembek	Sakit	Tidak-Sakit	Sulit
117	Fredrinn	Fighter	Tank	2022	Damage	Chase	EXP_Laner	keras	Normal	Sangat-Sakit	Sulit
116	Julian	Fighter	Mage	2022	Chase	Magic_Damage	EXP_Laner	keras	Normal	Sakit	Sangat-Sulit
115	Xavier	Mage		2022	Damage	Guard	Mid_Laner	Sangat-Keras	Sangat-Sakit	Tidak-Sakit	Sedang

Gambar 16. Halaman informasi *hero*

Pada gambar 16 berisi informasi mengenai semua *hero* Mobile Legends beserta *role*, *laning*, sampai tahun perilsan *he* 15 tersebut. Kemudian halaman informasi lainnya seperti dataset pertandingan sebelumnya dari menu dataset atau dapat dilihat pada gambar 17 berikut.

Mobile Legends Bang-Bang Prediksi Hero Dataset

Match Game

No	Id Match	Link	Hero1	Hero2	Hero3	Hero4	Hero5	Result
1		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Franco	Terizla	Valentina	Martis	Karrie	Defeat
2		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Fredrinn	X-Borg	Kadita	Claude	Angela	Victory
3		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Pharsa	Fanny	Khufra	LapuLapu	Claude	Defeat
4		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Paquito	Baxia	Valentina	WanWan	Franco	Victory
5		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Angela	Claude	Fredrinn	Faramis	Arlott	Defeat
6		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Paquito	Baxia	Valentina	Brody	Grock	Victory
7		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Faramis	Beatrix	Kaja	Paquito	Fredrinn	Victory
8		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Arlott	Fanny	Khufra	Claude	Pharsa	Defeat
9		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Paquito	Akai	Faramis	Brody	Grock	Defeat
10		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Kaja	Melissa	Novaria	Fanny	Fredrinn	Victory
11		https://www.youtube.com/watch?v=5YeogNfwqD4	Claude	Fredrinn	Yve	Florn	Alice	Defeat

Gambar 17. Halaman informasi pertandingan sebelumnya

Selain gambar 17 yang berisi data pertandingan sebelumnya disediakan juga data *training* yang dapat dilihat oleh pengguna seperti gambar 18 berikut.

Mobile Legends Bang-Bang Prediksi Hero Dataset

Detail Match Game per-Hero

No	Id Hero	Hero	Durability	Offense	Ability Effects	Difficulty	Result
1	10	Franco	Sangat-Keras	Tidak-Sakit	Sangat-Sakit	Rendah	Defeat
2	82	Terizla	Normal	Tidak-Sakit	Sangat-Sakit	Rendah	Defeat
3	110	Valentina	Sangat-Keras	Sangat-Sakit	Normal	Sangat-Sulit	Defeat
4	58	Martis	Normal	Tidak-Sakit	Sakit	Sulit	Defeat
5	40	Karrie	Lembek	Sangat-Sakit	Tidak-Sakit	Sedang	Defeat
6	117	Fredrinn	keras	Normal	Sangat-Sakit	Sulit	Victory
7	83	X-Borg	Lembek	Tidak-Sakit	Sangat-Sakit	Sedang	Victory
8	75	Kadita	Sangat-Keras	Sangat-Sakit	Normal	Sulit	Victory
9	65	Claude	Lembek	Normal	Tidak-Sakit	Sangat-Sulit	Victory
10	55	Angela	Normal	Tidak-Sakit	Tidak-Sakit	Rendah	Victory
11	52	Pharsa	Normal	Sangat-Sakit	Tidak-Sakit	Rendah	Defeat

Gambar 18. Halaman informasi rincian pertandingan sebelumnya

Gambar 18 merupakan rincian dari gambar 17 yang digunakan sebagai data *training* dan akan terus bertambah bila terdapat pengguna yang menambahkan data *training*.

C. Pengujian

Sistem yang sudah jadi selanjutnya dilakukan pengujian ²⁴ prediksi dengan sampel uji pertandingan di turnamen Mobile Legends terbaru sebanyak 50 pertandingan dengan hasil yang dapat dilihat pada tabel 10 berikut..

Tabel 10. Hasil pengujian sistem prediksi kemenangan *hero*

match	prediction		reality		result
	5	lies	Enemy	Allies	
1	Defeat	Victory	Victory	Defeat	Salah
2	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
3	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
4	Victory	Defeat	Defeat	Victory	Salah
5	Victory	Victory	Victory	Defeat	Benar
6	Defeat	Victory	Victory	Defeat	Salah
7	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
8	Defeat	Victory	Victory	Defeat	Salah
9	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar

2

10	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
11	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
12	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
13	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
14	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
15	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
16	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
17	Defeat	Victory	Victory	Defeat	Salah
18	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
19	Defeat	Victory	Victory	Defeat	Salah
20	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
21	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
22	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
23	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
24	Defeat	Victory	Victory	Defeat	Salah
25	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
26	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
27	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
28	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
29	Victory	Defeat	Defeat	Victory	Salah
30	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
31	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
32	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
33	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
34	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
35	Defeat	Victory	Victory	Defeat	Salah
36	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
37	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
38	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
39	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
40	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
41	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
42	Defeat	Victory	Victory	Defeat	Salah
43	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
44	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
45	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
46	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
47	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
48	Defeat	Victory	Defeat	Victory	Benar
49	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar
50	Victory	Defeat	Victory	Defeat	Benar

Berdasarkan tabel 10 dapat diketahui prediksi yang benar berjumlah 40 dari 50 pertandingan atau mendapatkan akurasi sebesar 80% dengan menggunakan perhitungan pada persamaan 12. Nilai akurasi ini akan berubah seiring banyaknya data yang dimasukkan sebagai data *training* karena perhitungan ulang probabilitas *hero* akan sering dilakukan.

IV. DISKUSI

Sistem prediksi kemenangan *hero* pada penelitian ini dirancang dengan perubahan nilai probabilitas *hero* yang selalu diperbarui bila ada data *training* yang ditambahkan, sehingga akurasi pada sistem ini bisa naik atau turun tergantung dengan data *training* yang ditambahkan. Akurasi prediksi dapat turun nilainya bila terdapat data *training* yang dimasukkan merupakan pertandingan antara pemain biasa dengan *pro-player* karena dalam segi kemampuan mereka sudah berbeda sehingga hal tersebut berakibat *hero* yang memiliki probabilitas rendah sebelumnya bila digunakan oleh *pro-player* akan lebih unggul dari pada *hero* yang memiliki probabilitas tinggi yang digunakan pemain biasa, dan hal tersebut dapat mengganggu keseimbangan data. Kemudian dari segi *hero* mayoritas yang ada

di data *training* memiliki nilai probabilitas yang stabil atau menghasilkan prediksi lebih akurat daripada *hero* minoritas hal ini dapat terjadi karena dataset yang diambil merupakan hasil pertandingan turnamen Mobile Legends yang mana sebagian besar *pro-player* lebih sering menggunakan *hero* unggulan mereka sendiri dengan alasan lebih percaya diri dalam memenangkan pertandingan, sehingga bila ada prediksi kemenangan *hero* yang didalamnya mengandung *hero* mayoritas menghasilkan prediksi yang benar lebih dari 77%. Seperti pada penelitian ini *hero* mayoritas yakni Valentina, Fredrinn, Beatrix, Claude, dari 50 pertandingan yang diujikan terdapat 45 pertandingan yang menggunakan *hero* mayoritas.

V. SIMPULAN

Sistem prediksi yang dihasilkan pada penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 80% prediksi benar dari 50 pertandingan, dan akan terus berubah seiring banyaknya data *training* yang ditambahkan terutama data pertandingan antara sesama *pro-player*. Sistem prediksi ini lebih akurat hasilnya terdapat *hero* mayoritas yang ada di dataset, terbukti dengan adanya 33 berapa prediksi yang benar jika menggunakan *hero* mayoritas. Sama seperti penelitian sebelumnya, penelitian ini juga tidak luput dari kekurangan, salah satu kekurangan dalam penelitian ini yakni tidak adanya saran *counter*/lawan *hero* yang memiliki probabilitas lebih tinggi daripada *hero* lawan, sebagai saran bagi pemain untuk mengganti *hero* yang sudah dipilih sebelumnya. Harapan penulis 2016 penelitian selanjutnya yakni mengatasi kekurangan tersebut dan mengembangkan sistem prediksi kemenangan yang lebih baik lagi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih penulis kepada pihak Mobile Legends yang sudah menyediakan data terkait rincian *hero* dan semua sponsor yang terlibat dalam penyelenggaraan turnamen Mobile Legends 2023, karena data pertandingan tersebut menjadi data *training* untuk dibangunnya sistem prediksi kemenangan *hero*.

REFERENSI

- [1] A. Ahmad, M. E. Prasetyo, and S. I. Linando, "Analisis Visual Karakter Hero Dengan Skin Legend Pada 'Mobile Legends: Bang Bang,'" *J. Muara Ilmu Sos. Humaniora, dan Seni*, vol. 6, no. 1, p. 60, 2022, doi: 10.24912/jmishumsen.v6i1.12936.2022.
- [2] M. H. Widiyanto, "Nuansa Game MOBA," *Binus.ac.id*, 2019. <https://binus.ac.id/bandung/2019/12/nuansa-game-moba/> (accessed Jul. 09, 2023).
- [3] R. T. Kishimoto, Y. T. Prasetyo, S. F. Persada, and A. A. N. Perwira Redi, "Filipino generation z on mobile legends during covid-19: A determination of playtime and satisfaction," *Int. J. Inf. Educ. Technol.*, vol. 11, no. 8, pp. 381–386, 2021, doi: 10.18178/ijiet.2021.11.8.1538.
- [4] L. E. Devila, S. R. Cholil, R. D. Athallah, and A. A. Irawan, "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 Ris. dan Inov. Teknol.)*, vol. 6, no. 3, p. 261, 2022, doi: 10.30998/string.v6i3.11094.
- [5] A. B. I. Putra, J. E. Bata, Z. A. Da Costa, and F. Marisa, *Model Prediksi Tingkat Kesulitan Hero Mobile Legend Berbasis Algoritma C4.5*, 2023rd ed. Malang: Litrus, 2023.
- [6] K. Akhmedov and A. H. Phan, "Machine learning models for DOTA 2 outcomes prediction," pp. 1–11, 2021, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2106.01782>.
- [7] K. U. Birant and D. Birant, "Multi-Objective Multi-Instance Learning: A New Approach to Machine Learning for eSports," *Entropy*, vol. 25, no. 1, 2023, doi: 10.3390/e25010028.
- [8] W. S. N. Hidayat, "ANALISIS TURNAMEN THE INTERNASIONAL DOTA 2 DAN WIN PREDICTION MENGGUNAKAN RANDOM," UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, 2022.
- [9] A. S. Chan, F. Fachrizal, and A. R. Lubis, "Outcome Prediction Using Naïve Bayes Algorithm in the Selection of Role Hero Mobile Legend," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1566, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1566/1/012041.
- [10] A. P. Dharmais and R. N. Rubiyanti, "Pengaruh Motivasi Hedonis Terhadap Minat untuk Membeli Hero dan Skin pada Game Mobile Legend," *e-proceeding Manag.*, vol. 6, no. 3, pp. 6215–6222, 2019.
- [11] Z. Gong, "Dota 2 Hero Selection Analysis," The City University of New York, 2021.
- [12] I. G. W. Sena and A. W. Emanuel, "MOBILE LEGEND GAME PREDICTION USING MACHINE LEARNING RE- GRESSION METHOD," *Jurteksi (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. IX, no. 2, pp. 221–230, 2023, doi: <https://doi.org/10.33330/jurteksi.v9i2.1866>.
- [13] M. Anshori, F. Mar'i, M. W. Alauddin, and F. A. Bachtar, "Prediction Result of Dota 2 Games Using

- Improved SVM Classifier Based on Particle Swarm Optimization,” *3rd Int. Conf. Sustain. Inf. Eng. Technol. SIET 2018 - Proc.*, pp. 121–126, 2018, doi: 10.1109/SIET.2018.8693204.
- [14] P. N. Andono, N. B. Kurniawan, and C. Supriyanto, “DotA 2 bots win prediction using naive bayes based on adaboost algorithm,” *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, pp. 180–184, 2017, doi: 10.1145/3162957.3162981.
- [15] H. A. Santoso, E. H. Rachmawanto, A. Nugraha, A. A. Nugroho, D. R. I. M. Setiadi, and R. S. Basuki, “Hoax classification and sentiment analysis of Indonesian news using Naive Bayes optimization,” *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 18, no. 2, pp. 799–806, 2020, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.V18I2.14744.
- [16] A. C. Putro, “Sistem Prediksi Kemenangan Tim Pada Game Mobile Legends dengan Metode Naive Bayes,” p. 11, 2018.
- [17] S. M. Listijo, T. Purwani, S. T. Galih, and T. Hafidzin, “Prediksi Kemenangan Dan Susunan Tim Pada Game Mobile Legends Bang Bang Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *Imam Bonjol*, vol. 50173, pp. 15–17, 2019.
- [18] S. Bayulianto, I. Purnamasari, and M. Jajuli, “Prediksi Tingkat Kemenangan Mobile Legends Profesional League Indonesia Season 9 Dengan Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *JIPi (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 538–550, 2023, doi: 10.29100/jipi.v8i2.3562.
- [19] A. T. Susilo, H. Setiawan, R. A. Saputro, T. Purwadi, and A. Saifudin, “Penggunaan Metode Naive Bayes untuk Memprediksi Tingkat Kemenangan pada Game Mobile Legends,” *J. Teknol. Sist. Inf. dan Apl.*, vol. 4, no. 1, p. 46, 2021, doi: 10.32493/jtsi.v4i1.7807.
- [20] H. Hartatik, M. B. Tamam, and A. Setyanto, “Prediction for Diagnosing Liver Disease in Patients using KNN and Naive Bayes Algorithms,” *2020 2nd Int. Conf. Cybern. Intell. Syst. ICORIS 2020*, pp. 1–5, 2020, doi: 10.1109/ICORIS0180.2020.9320797.

Conflict of Interest Statement:

The author declares that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

ORIGINALITY REPORT

31%

SIMILARITY INDEX

29%

INTERNET SOURCES

24%

PUBLICATIONS

25%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

Submitted to Universitas Muhammadiyah
Sidoarjo

Student Paper

16%

2

archive.umsida.ac.id

Internet Source

3%

3

www.researchgate.net

Internet Source

2%

4

Submitted to Colegio Nueva York

Student Paper

2%

5

Submitted to St. Mary's International School

Student Paper

1%

6

repository.pelitabangsa.ac.id:8080

Internet Source

1%

7

doku.pub

Internet Source

1%

8

ejournal.akakom.ac.id

Internet Source

1%

9

cmsdata.iucn.org

Internet Source

1%

10	jpti.journals.id Internet Source	<1 %
11	media.neliti.com Internet Source	<1 %
12	www.coursehero.com Internet Source	<1 %
13	core.ac.uk Internet Source	<1 %
14	jurnal.darmajaya.ac.id Internet Source	<1 %
15	e-journal.potensi-utama.ac.id Internet Source	<1 %
16	Submitted to Yew Chung International School of Hong Kong Student Paper	<1 %
17	docplayer.info Internet Source	<1 %
18	fr.scribd.com Internet Source	<1 %
19	repository.untag-sby.ac.id Internet Source	<1 %
20	www.slideshare.net Internet Source	<1 %
21	Submitted to Universitas Brawijaya Student Paper	

<1 %

22

blogs.itb.ac.id

Internet Source

<1 %

23

jidt.org

Internet Source

<1 %

24

ojs.unud.ac.id

Internet Source

<1 %

25

akademik.unsoed.ac.id

Internet Source

<1 %

26

journal.untar.ac.id

Internet Source

<1 %

27

openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id

Internet Source

<1 %

28

1library.net

Internet Source

<1 %

29

ejournal-pasca.undiksha.ac.id

Internet Source

<1 %

30

eprints.uny.ac.id

Internet Source

<1 %

31

krsti.stmik-amik-riau.ac.id

Internet Source

<1 %

32

openjournal.unpam.ac.id

Internet Source

<1 %

33	petahidup.blogspot.com	<1 %
----	------------------------	------

Internet Source

34	semnas.big.go.id	<1 %
----	------------------	------

Internet Source

35	www.scribd.com	<1 %
----	----------------	------

Internet Source

36	"Computer Games", Springer Science and Business Media LLC, 2019	<1 %
----	---	------

Publication

37	flightsimulatorguide.com	<1 %
----	--------------------------	------

Internet Source

38	jurnaldigit.org	<1 %
----	-----------------	------

Internet Source

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography On