

Penerapan Metode Algoritma Dijkstra Dan Klasifikasi Bayesian Sebagai Kecerdasan Buatan Pada Game Bujang Beji Adventure

Jodianus¹⁾, Amak Yunus Ep²⁾, Anggri Sartika Wiguna³⁾

^{1), 2) 3)}Program Studi Teknik Informatika, Universitas PGRI Kanjuruhan Malang
Jl.S.Supriadi no 48, Bandungrejosari,Kec.Sukun Kota Malang

Email :jody.visca@gmail.com¹⁾, amakyunus@gmail.com²⁾, anggrisartikawiguna@unikama.ac.id³⁾

ABSTRACT

Game is a game that is much favored by children and adults who are used to just fill spare time or even to seek entertainment, games have various types, one of which is the Bujang Beji Adventure game, the Bujang Beji game genre Role Playing Game (RPG), the Bujang Beji game has a weakness in the behavior of the NPCs which is monotonous and easy to beat so that it makes the game feel boring, it takes an intelligence that can make NPCs make their own decisions, in this study artificial intelligence was designed using the djikstra algorithm and bayesian classification, the djikstra algorithm is an algorithm pathfinding is used in the process of determining the shortest route, with this algorithm it is hoped that the NPC can determine the shortest route to players from 11 node points, the use of bayesian classification in the Bujang Beji game as a decision-making system with the output of hitting and shooting actions based on 4 parameters, namely : APP, HP, Distance, MANA, on 15 test results of the djikstra algorithm by changing the starting point and destination point, it was found that the NPC can determine the shortest route between the NPC and the player. And the Bayesian classification test obtained an accuracy rate of 86%.

Keywords : Games, Bujang Beji Adventure Game, Artificial Intelligence, Djikstra Algorithm, Bayesian Classification

ABSTRAK

Game merupakan permainan yang banyak digemari oleh kalangan anak-anak dan orang dewasa yang digunakan untuk sekedar mengisi waktu luang atau pun untuk mencari hiburan, game mempunyai beragam jenis salah satunya adalah game bujang beji adventure, game bujang beji merupakan game begenre Role Playing Game (RPG), game bujang beji memiliki kelemahan pada tingkah laku NPC yang monoton dan mudah dikalahkan sehingga membuat game terasa membosankan, diperlukan sebuah kecerdasan yang dapat membuat NPC mengambil keputusan sendiri, dalam penelitian ini dirancang kecerdasan buatan menggunakan algoritma djikstra dan klasifikasi bayesian, algoritma djikstra merupakan algoritma pathfinding yang digunakan pada proses penentuan rute terpendek, dengan algoritma ini diharapkan NPC dapat menentukan rute terpendek terhadap pemain dari 11 titik node, penggunaan klasifikasi bayesian pada game bujang beji sebagai sistem pengambilan keputusan dengan output aksi memukul dan menembak berdasarkan 4 parameter yaitu : APP,HP,Jarak,MANA, pada 15 hasil pengujian algoritma djikstra dengan merubah titik awal dan titik tujuan didapatkan bahwa NPC dapat menentukan rute terpendek antara NPC dan player. Dan pada pengujian klasifikasi bayesian didapatkan tingkat keakurasian sebanyak 86%.

Kata Kunci : Game,Game Bujang Beji, Kecerdasan buatan, Algoritma Djikstra, Klasifikasi Bayesian.



Article History

Received : 29/07/2022
Revised : 01/04/2023
Accepted : 01/04/2023
Online : 30/04/2023



This is an open access article under the
CC BY-SA 4.0 License

1. Pendahuluan

Game dalam indonesia yang berarti permainan adalah sebuah sistem, dimana pemain terlibat dalam konflik buatan (Febi et al., 2020). Saat ini game banyak digemari oleh kalangan anak-anak dan orang dewasa yang digunakan untuk sekedar mengisi waktu luang dan mencari hiburan, didalam game pemain diberikan tantangan untuk menyelesaikan misi yang memiliki tingkat kesulitan tertentu pada setiap levelnya.

Game bujang beji *adventure* merupakan game yang bergenre *role playing game* (RPG), genre ini merupakan genre yang sangat populer dan telah menciptakan beberapa sub-genre serta variasi regional (Ratanajaya & Wibawa, 2018). Game bujang beji *adventure* memiliki kelemahan dalam tingkah laku NPC (*Non player character*), tingkah laku NPC dalam game ini masih sangat monoton dan mudah untuk dikalahkan sehingga membuat game ini terasa sangat membosankan, dalam hal ini maka diperlukan sebuah kecerdasan buatan agar NPC dapat mengambil keputusan sendiri, hal ini tentu akan membuat permainan akan terasa menantang dan menarik untuk dimainkan.

Kecerdasan buatan atau *artificial intelligence* (AI) merupakan salah satu unsur yang diperlukan dalam pembentukan game agar permainan terasa lebih dinamis dan terarah (Hidayat, 2017), dengan adanya kecerdasan buatan mampu membuat NPC memiliki perilaku layaknya manusia yang sesungguhnya, baik bergerak maupun berpikir. Banyak metode yang dapat diterapkan untuk memberikan kecerdasan buatan pada NPC salah satunya adalah dengan menggunakan algoritma djikstra dan klasifikasi bayesian.

Algoritma djikstra merupakan salah satu algoritma pathfinding yang digunakan pada proses penentuan rute terpendek dari titik awal ke titik akhir yang akan dituju berdasarkan lintasan yang dibuat (Sumarmo & Lusiana, 2020). Dengan menerapkan algoritma ini dalam kecerdasan buatan NPC dapat menentukan jarak terpendek untuk menuju kepada player.

Klasifikasi bayesian merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan asal Inggris yaitu Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang dimasa depan berdasarkan pengalaman dimasa sebelumnya sehingga dikenal dengan Theorema Bayes.

A. Sejarah Game

Menurut (Masa & Masa, 2015), perkembangan game diawal 1950-an adalah simulasi dari penelitian Willy Higinbotham mengenai game yang hampir seperti tenis meja. Selain itu game juga memiliki klasifikasi dan jenisnya seperti yang dikutip dari (Martono, 2015) game dibagi menjadi beberapa bagian sebagai berikut.

- a. *Game as game*
- b. *Game as media*
- c. *Game beyond game*

B. Algoritma Djikstra

Algoritma djikstra adalah salah satu algoritma *routing protocol* yang termasuk dalam *single source shortest path* yang digunakan menentukan jalur terpendek melalui perhitungan jumlah bobot pada node awal ke node tujuan, menurut Alfred V.Aho (1974) dalam Satyananda (2012:46) menjelaskan rincian algoritma djikstra sebagai prosedur sebagai berikut:

Input : Graf terhubung dan berarah $G = (V,E)$, matrik bobot C , titik awal V_0

Output : jarak terpendek dari titik V_0 ke titik dalam D

Prosedur Djikstra (G,C,v_0)

Mulai

$S \leftarrow \{v_0\};$

$D \{v_0\} \leftarrow 0;$

Untuk masing-masing v kedalam $V - \{v_0\}$ lakukan

$D[v] \leftarrow C[v_0,v];$

Mulai pilih salah satu titik w di $V - S$ dimana $D[w]$ adalah minimum :

$S \leftarrow S \cup \{w\}$

Untuk masing-masing v di $V - S$ lakukan

$D[v] \leftarrow \min (D [w],D[w]+C[w,v]);$

C. Klasifikasi Bayesian

(Olson dan Delen, 2018:102) menjelaskan naïve bayes untuk setiap keputusan menghitung probabilitas dengan syarat bahwa kelas keputusan adalah benar. Adapun rumus dari teori klasifikasi bayesian adalah sebagai berikut.

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i)P(C_i)}{P(X)}$$

Keterangan :

$P(C_i | X)$ = Probabilitas hipotesis C_i jika diberikan fakta (*posterior probability*)

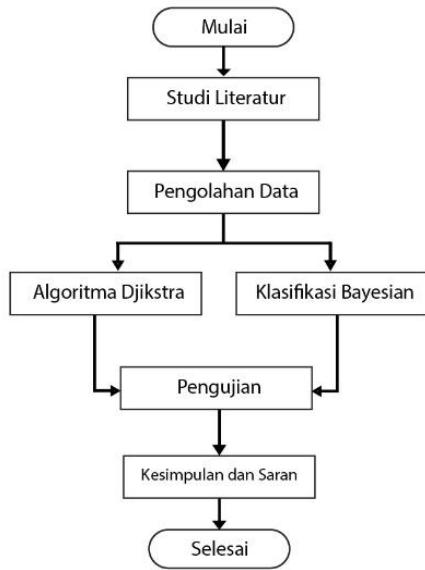
$P(X|C_i)$ = mencari nilai parameter yang memberi kemungkinan yang paling besar (*likelihood*)

$P(C_i)$ = *Prior probability* dari X

$P(X)$ = jumlah probability tuple yang muncul

2. Pembahasan

Dalam pembahasan ini menjelaskan tentang penerapan algoritma djikstra dan klasifikasi bayesian dalam *game bujang beji adventure*, dalam perancangannya telah dibentuk alur penelitian yang dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian

A. Studi Literatur

Pada tahapan studi literatur merupakan tahapan mencari referensi dan mempelajari dasar teori yang dibutuhkan dalam penerapan algoritma djikstra dan klasifikasi bayesian sebagai kecerdasan buatan dalam *game bujang beji adventure*.

B. Pengolahan Data

Dalam tahapan ini merupakan proses pengumpulan data serta penghitungan data yang akan diolah menjadi output kecerdasan buatan dalam *game bujang beji adventure*, dalam pengolahan data terbagi menjadi 2 data yaitu data untuk algoritma djikstra yang akan digunakan dalam pencarian rute terpendek antara *enemy* (musuh) dengan *player* (pemain) dan data klasifikasi bayesian sebagai sistem pengambilan keputusan aksi NPC, data tersebut dapat dilihat sebagai berikut :

1. Algoritma djikstra

Dalam penerapan algoritma djikstra telah disiapkan node dan bobot sebanyak 11 node yang berfungsi sebagai parameter penentu jarak terpendek antara player dan enemy, node dan bobot algoritma djikstra dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Node dan bobot algoritma djikstra

Node	Bobot	Node	Bobot
A ke B	14,34	F ke E	22,23
A ke D	15,55	F ke K	8,26
A ke C	13,02	K ke H	7,77
B ke C	9,76	G ke H	12,65
B ke D	10,34	E ke G	17,34
C ke E	13,55	G ke I	10,11
D ke F	10,93	I ke J	8,83
K ke J	11,5		

2. Klasifikasi Bayesien

Klasifikasi bayesian digunakan sebagai sistem pengambilan keputusan enemy dengan aksi memukul dan menembak, dalam penerapannya digunakan beberapa parameter untuk penentuan aksi antara lain : *Attack power player* (APP), *Health Point* (HP), Jarak, dan MANA.

Tabel 2. Kategori App

APP < 75	Lemah
APP > 75	Kuat

Tabel 3. Kategori Health Point (HP)

HP < 1250	Kecil
HP > 1250	Besar

Tabel 4. Kategori Jarak

Jarak > 5	Jauh
Jarak < 5	Dekat

Tabel 5. Mana

Mana < 500	Sedikit
Mana > 500	Banyak

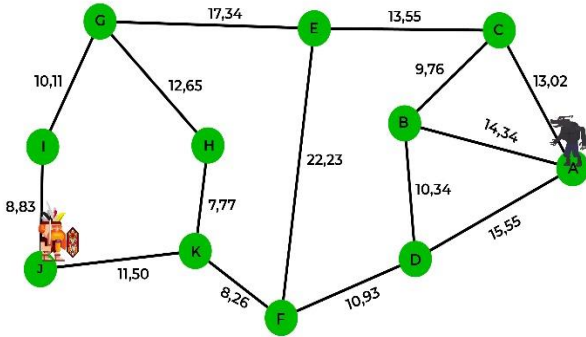
Dari data parameter diatas dibentuk sebuah rule based sebagai kondisi dalam pengambilan keputusan NPC sebagai berikut:

Tabel 6. Rule based

No	Rule
1	Jika app kuat, jarak jauh, hp besar dan mana banyak maka NPC menembak
2	Jika app kuat, jarak jauh, hp kecil dan mana banyak maka NPC menembak
3	Jika app kuat, jarak dekat, hp besar, dan mana sedikit maka NPC memukul
4	Jika app lemah, jarak jauh, hp besar, dan mana banyak maka NPC menembak
5	Jika app lemah, jarak dekat, hp kecil, dan mana sedikit maka NPC memukul
6	Jika app kuat, jarak jauh, hp kecil, dan mana sedikit maka NPC menembak
7	Jika app lemah, jarak dekat, hp besar, dan mana banyak maka NPC menembak
8	Jika app lemah, jarak jauh, hp kecil, dan mana banyak maka NPC menembak
9	Jika app lemah, jarak jauh, hp kecil, dan mana sedikit maka NPC menembak
10	Jika app kuat, jarak dekat, hp besar, dan mana banyak maka NPC memukul
11	Jika app kuat, jarak jauh, hp besar, dan mana sedikit maka NPC memukul
12	Jika app kuat, jarak dekat, hp kecil, dan mana sedikit maka NPC memukul
13	Jika app lemah, jarak jauh, hp besar dan mana banyak maka NPC menembak

C. Pengujian Algoritma djikstra

Dalam tahapan pengujian algoritma djikstra tahapan pertama yang dilakukan yaitu merancang jalur yang akan dilewati oleh NPC dalam game, serta menentukan titik node dan bobor nilai.



Gambar 2. Rancangan rute djikstra

Pada gambar 2 telah dirancang jalur yang akan dilalui oleh NPC dengan titik awal berada pada node A, dan node tujuan merupakan node yang akan dituju oleh NPC berada pada node J, dari hasil analisis pergerakan NPC dengan titik awal pada node A dan titik tujuan pada node J didapat beberapa iterasi sebagai berikut :

ITERASI	RI TITIK A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	A	14,34 A	13,02 A	15,55 A	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞

Gambar 3. Iterasi pertama

ITERASI	RI TITIK A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	A	14,34 A	13,02 A	15,55 A	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞
2	C	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞

Gambar 4. Iterasi kedua

ITERASI	RI TITIK A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	A	14,34 A	13,02 A	15,55 A	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞
2	C	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
3	B	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞

Gambar 5. Iterasi ketiga

ITERASI	RI TITIK A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	A	14,34 A	13,02 A	15,55 A	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞
2	C	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
3	B	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
4	D	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	∞	∞	∞	∞	∞

Gambar 6. Iterasi keempat

ITERASI	RI TITIK A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	A	14,34 A	13,02 A	15,55 A	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞
2	C	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
3	B	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
4	D	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	∞	∞	∞	∞	∞
5	F	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	∞	∞	∞	∞	34,74 F

Gambar 7. Iterasi kelima

ITERASI	RI TITIK A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	A	14,34 A	13,02 A	15,55 A	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞
2	C	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
3	B	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
4	D	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	∞	∞	∞	∞	∞
5	F	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	∞	∞	∞	∞	34,74 F
6	E	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	∞	∞	∞	34,74 F

Gambar 8. Iterasi keenam

ITERASI	RI TITIK A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	A	14,34 A	13,02 A	15,55 A	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞
2	C	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
3	B	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
4	D	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	∞	∞	∞	∞	∞
5	F	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	∞	∞	∞	∞	34,74 F
6	E	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	∞	∞	∞	34,74 F
7	K	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	42,51 H	∞	46,24 K	34,74 F

Gambar 9. Iterasi ketujuh

ITERASI	RI TITIK A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	A	14,34 A	13,02 A	15,55 A	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞
2	C	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
3	B	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
4	D	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	∞	∞	∞	∞	∞
5	F	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	∞	∞	∞	∞	34,74 F
6	E	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	∞	∞	∞	34,74 F
7	K	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	42,51 H	∞	46,24 K	34,74 F
8	H	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	42,51 H	∞	46,24 K	34,74 F

Gambar 10. Iterasi kedelapan

ITERASI	RI TITIK A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	A	14,34 A	13,02 A	15,55 A	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞
2	C	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
3	B	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
4	D	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	∞	∞	∞	∞	∞
5	F	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	∞	∞	∞	∞	34,74 F
6	E	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	∞	∞	∞	34,74 F
7	K	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	42,51 H	∞	46,24 K	34,74 F
8	H	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	42,51 H	∞	46,24 K	34,74 F
9	G	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	42,51 H	54,02 G	46,24 K	34,74 F

Gambar 11. Iterasi kesembilan

ITERASI	RI TITIK A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	A	14,34 A	13,02 A	15,55 A	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞
2	C	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
3	B	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	∞	∞	∞	∞	∞	∞
4	D	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	∞	∞	∞	∞	∞
5	F	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	∞	∞	∞	∞	34,74 F
6	E	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	∞	∞	∞	34,74 F
7	K	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	42,51 H	∞	46,24 K	34,74 F
8	H	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	42,51 H	∞	46,24 K	34,74 F
9	G	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	42,51 H	54,02 G	46,24 K	34,74 F
10	J	14,34 A	13,02 A	15,55 A	26,57 C	26,48 D	43,91 E	42,51 H	54,02 G	46,24 K	34,74 F

Gambar 12. Iterasi kesepuluh

Dari hasil iterasi diatas berdasarkan titik awal pada node A dan titik tujuan pada node J, pergerakan yang dilakukan oleh NPC berdasarkan nilai bobot terkecil ditemukan jalur yang akan dilewati yaitu : A,D,F,K,J dengan bobot jarak yaitu $15,55 + 10,93 + 8,26 + 11,50 = 46,24$.

Pengujian pada algoritma djikstra dilakukan dengan merubah titik awal dan titik tujuan dalam *game bujang beji adventure* untuk mengetahui apakah NPC dapat menentukan jalur terpendek menuju *player*, hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 7 berikut.

Tabel 7. Pengujian algoritma djikstra

Perco baan ke	Titik awal	Titik akhi r	rute	Bobot jarak
1	F	G	F-K-H-G	28,69
2	E	J	E-G-I-J	36,28
3	B	J	B-D-F-K-J	41,04
4	G	J	G-I-J	18,94
5	J	F	J-K-F	19,77
6	D	I	D-F-K-J-I	39,54
7	K	G	K-H-G	20,24
8	A	J	A-D-F-K-J	46,26
9	G	C	G-E-C	30,89
10	F	B	F-D-B	21,27
11	A	I	A-C-E-G-I	54,03
12	E	H	E-G-H	29,99
13	E	B	E-C-B	23,31
14	D	H	D-F-K-H	26,97
15	D	E	D-F-E	33,16

D. Pengujian Klasifikasi Bayesian

Dalam bayesian terdapat dua proses utama yaitu proses pelatihan (*Training*) dan pengujian, proses pelatihan akan menghasilkan aturan klasifikasi yang berisi probabilitas setiap atribut dan kelas target dari data training yang telah ditetapkan, data *training* yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel 8 berikut.

Tabel 8. Data Training

APP	Jarak	HP	Mana	Perilaku
Kuat	Jauh	Besar	Banyak	Menembak
Kuat	Jauh	Kecil	Banyak	Memukul
Kuat	Dekat	Besar	Sedikit	Memukul
Lemah	Jauh	Besar	Banyak	Menembak
Lemah	Dekat	Kecil	Sedikit	Memukul
Kuat	Jauh	Kecil	Sedikit	Menebak
Lemah	Dekat	Besar	Banyak	Menembak
Lemah	Jauh	Kecil	Banyak	Menembak
Lemah	Jauh	Kecil	Sedikit	Menembak
Kuat	Dekat	Besar	Banyak	Memukul
Kuat	Dekat	Kecil	Sedikit	Memukul
Lemah	Jauh	Besar	Banyak	Menembak
Lemah	Jauh	Kecil	Banyak	Menembak
Lemah	Jauh	Kecil	Sedikit	Menembak
Kuat	Dekat	Besar	Banyak	Memukul
Lemah	Jauh	Besar	Banyak	Menembak

Berdasarkan data training diatas dapat diambil kesimpulan bahwa:

$P(\text{Perilaku} = \text{menembak}) = 8 / 13$

$P(\text{perilaku} = \text{memukul}) = 5 / 13$ dengan hasil perhitungan probabilitas perilaku sebagai berikut

Tabel 9. Probabilitas Perilaku

Data	Jumlah Data	Jumlah seluruh data	Hasil Probabilitas
Menembak	8	13	0,615384615
memukul	5	13	0,384615385

Perhitungan probabilitas dilakukan kepada semua parameter yang telah ditentukan antara lain APP,HP,jarak dan MANA, hasil dari perhitungan probabilitas setiap parameter dapat dilihat pada tabel 10 – 13 berikut.

Tabel 10. Probabilitas Jarak

Jarak	menemb ak	memuk ul	P (menemba k)	P (memuku l)
jauh	7	1	0,8750	0,2000
dekat	1	4	0,1250	0,8000

Tabel 11. Probailitas HP

HP	menemb ak	memuk ul	P (menemba k)	P (memuku l)
Besar	5	2	0,6250	0,4000
Kecil	3	3	0,3750	0,6000

Tabel 12. Probailitas APP

APP	menemb ak	memuk ul	P (menemba k)	P (memuku l)
kuat	3	4	0,3750	0,8000
Lema h	5	1	0,6250	0,2000

Tabel 13. Probailitas Mana

Mana	mene mbak	memuk ul	P (menemba k)	P (memuku l)
Bany ak	5	2	0,6250	0,4000
sediki t	3	3	0,3750	0,6000

Setelah dataset diketahui muncul pertanyaan yang menjadi data testing yaitu : ketika APP lemah, jarak dekat, HP Kecil, dan mana banyak, perilaku apa yang akan dilakukan ? penghitungan dilakukan menggunakan teorema bayes sebagai berikut :

Diasumsikan :

Y = Perilaku, X1 = APP, X2 = Jarak, X3= HP, dan X4 = Mana dapat dihitung :

$X'=(APP = \text{lemah, jarak} = \text{dekat, HP} = \text{kecil, Mana} = \text{banyak})$

$P(\text{menembak} | X') = P(\text{ Lemah} | \text{menembak}). P(\text{dekat} | \text{menembak}). P(\text{kecil} | \text{menembak}). P(\text{banyak} | \text{menembak}). P(\text{Perilaku} | \text{menembak}).$

$P(\text{Menembak} | X') = 0,6250 \cdot 0,1250 \cdot 0,3750 \cdot 0,6250 \cdot 0,6153 = 0,0113$

$P(\text{memukul} | X') = P(\text{ Lemah} | \text{memukul}) \cdot P(\text{dekat} | \text{memukul}) \cdot P(\text{kecil} | \text{memukul}) \cdot P(\text{banyak} | \text{memukul}) \cdot P(\text{perilaku} | \text{memukul}).$

$P(\text{Memukul} | X') = 0,2000 \cdot 0,8000 \cdot 0,6000 \cdot 0,4000 \cdot 0,3846 = 0,0148$

Dari hasil perhitungan dengan teorema bayes, akan dilakukan perbandingan nilai terbesar untuk menentukan aksi yang akan dilakukan, dengan nilai probabilitas perilaku memukul adalah 0,0148, dan probabilitas perilaku menembak adalah 0,0113 sehingga mendapatkan bahwa probabilitas memukul > probabilitas menembak, maka aksi yang dilakukan dari data testing diatas adalah memukul.

Adapaun hasil pengujian klasifikasi bayesian berdasarkan scenario yang telah dibentuk berdasarkan rule pada tabel 6 adalah sebagai berikut.

Tabel 14. Hasil validasi

Percobaan ke	Perilaku yang diharapkan	Hasil perilaku	kesimpulan
1	menembak	menembak	valid
2	memukul	menembak	Tidak valid
3	memukul	memukul	valid
4	menembak	menembak	valid
5	Memukul	Memukul	valid
6	menembak	menembak	valid
7	menembak	menembak	valid

8	menembak	menembak	valid
9	menembak	menembak	valid
10	Memukul	memukul	valid
11	menembak	menembak	valid
12	memukul	Memukul	valid
13	menembak	menembak	valid
14	memukul	memukul	valid
15	memukul	menembak	Tidak valid

Dari tabel diatas dapat disimpulkan menggunakan tabel confusion matrix dengan kelas menembak dan memukul hasil dari confusion matrik adalah sebagai berikut:

Tabel 15. Confusion matrix Class

Prediction	Menembak	Memukul
Menembak	8	0
Memukul	2	4

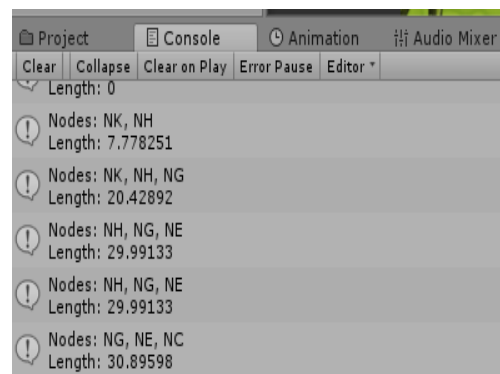
Berdasarkan hasil *confusion matrix* terlihat bahwa 8 record pada kelas menembak diprediksi tepat sebagai kelas menembak, dan sebanyak 0 record diprediksi tidak tepat sebagai kelas memukul, terdapat 4 record diprediksi tepat dan 2 record diprediksi tidak tepat pada kelas memukul.

Dari hasil diatas dapat dihitung nilai akurasi sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{8 + 4}{8 + 0 + 2 + 4} \times 100\% = 86\%$$

E. Hasil implementasi algoritma djikstra

Hasil implementasi algoritma djikstra pada game bujang beji adventure dapat dilihat pada gambar berikut.





Gambar 13. Log djikstra

Dalam implementasi algoritma djikstra tampilan rute yang dipilih oleh NPC akan tampil dalam bentuk log pada gambar 13.

F. Hasil implementasi klasifikasi Bayesinan

Tabel 16. Output aksi NPC

Aksi	Output dalam game
Menembak	
Memukul	

3. Kesimpulan

Berdasarkan pada hasil analisis dan pembahasan dari penerapan metode algoritma djikstra dan klasifikasi bayesian sebagai kecerdasan buatan pada game bujang beji adventure maka dapat diperoleh hasil atau kesimpulan sebagai berikut :

- a Algoritma djikstra yang diterapkan kepada enemy pada stage ke dua berjalan dengan baik, dengan melakukan pengujian sebanyak 15 kali berupa merubah titik awal dan titik akhir, berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan didapat hasil kesimpulan yaitu enemy dapat menuju player berdasarkan jalur terpendek antara enemy dan player.
- b Klasifikasi bayesian yang diterapkan kepada enemy sebagai sistem pengambil keputusan aksi antara menembak dan memukul telah berhasil diterapkan, berdasarkan atribut APP,HP, jarak dan mana dengan melakukan pengujian validasi sebanyak 15 kali pengujian dan mendapatkan hasil kesimpulan 13 kali percobaan bernilai valid dan 2 kali percobaan bernilai tidak valid dengan tingkat keakurasian sebanyak 86%.

Saran

- a. Pembuatan tampilan game, animasi, serta fitur lainnya yang membutuhkan pengembangan lanjutan agar tampilan game lebih bagus dan bervariasi
- b. Penambahan atribut serta aksi yang dilakukan enemy maupun karakter pemain, serta penambahan skill tersendiri antara setiap karakter yang ada dalam game bujang beji adventure.
- c. Petualangan aksi dalam game masih terlalu singkat sehingga diperlukan stage dan level baru agar dapat memainkan game lebih lama.
- d. Pada algoritma djikstra yang diterapkan dapat dikembangkan dengan menambah jumlah node dan bobot rintangan dalam game.

Daftar Pustaka

D.L Olson and D.Delen. “ Advance data mining”.Springer Verlag.ISBN3540769161.2008

Febi, I. M., Mustika, N., Osmond, A. B., Siswo, A., Prodi, S., Komputer, T., Teknik, F., & Telkom, U. (2020). *Membuat Pergerakan Non-Player Character (Npc) Menggunakan Algoritma Dijkstra Making Movement of Non-Player Character (Npc) Using the Dijkstra Algorithm*. 7(1), 1498–1503.

Hidayat, H. P. (2017). Analisis perbandingan kecerdasan buatan pada. *Icacsis*, 15, 226–237.

Martono, K. T. (2015). *Pengembangan game dengan menggunakan*. 5(1), 23–30.

Masa, D., & Masa, K. (2015). Kajian Pustaka Perkembangan Genre Games Dari Masa Ke Masa. *Journal of Animation & Games Studies*, 1(2), 113–1134. <https://doi.org/10.24821/jags.v1i2.1301>

Ratanajaya, D., & Wibawa, H. A. (2018). *khazanah informatika Implementasi Kecerdasan Buatan dalam Menentukan Aksi Karakter pada Game RPG dengan Logika Fuzzy Tsukamoto*. 4(2), 82–89.

Satyananda, Darmawan. 2012. Struktur Data. Modul tidak diterbitkan. Malang: Universitas Negeri Malang

Sumarmo, D., & Lusiana, V. (2020). *Implementasi Algoritma Dijkstra Pada Game Pengenalan Kebudayaan Kota Semarang*. *Mdlc*, 978–979.