

お察し行動をするチームワーク AI

東京工科大学大学院

バイオ・情報メディア研究科

メディアサイエンス専攻

我彦 拓磨

お察し行動をするチームワーク AI

指導教員 渡辺 大地 教授

東京工科大学大学院

バイオ・情報メディア研究科

メディアサイエンス専攻

我彦 拓磨

論文の要旨

論文題目	お察し行動をするチームワーク AI
執筆者氏名	我彦 拓磨
指導教員	渡辺 大地 教授
キーワード	ゲーム AI, ビヘイビアツリー, ベイズ推定, ゲーム内コミュニケーション, 自動調整,

[要旨]

オンライン FPS ゲームとは何人かのチームを組み、協力して自分達以外の敵チームに勝つことを目的とするゲームである。このようなゲームにおいては、個々のプレイヤーのスキルだけでなく、作戦を立て実行する力や自分の把握した情報を共有することも重要である。作戦を立てることや情報共有が重要となるオンラインゲームでは、様々なコミュニケーション方法が用意されていることが多い。音声での会話やテキストを用いたチャットや位置と簡単な言葉を示せるピンというものを主にゲームでは提供している。

FPS ゲームにおいては敵 AI のほかに、味方 AI というプレイヤーの味方になる AI もあり、これらの味方 AI は研究でも注目されている。人間の行動の模倣を強化学習で行う研究や周囲の環境から最適解を出し行動をするという AI が先行研究や既存事例として提案されている。AI は常に状況から最適な行動をとることに優れている。しかし、プレイヤーによって味方 AI の行動想定が異なる場合があり、これによりプレイヤーから不満を持たれることがある。本研究は人同士のピンを使ったコミュニケーションに着目し、プレイヤーのピンから AI が行動を決定し、プレイヤーが行動に対し評価を行い、AI が評価から意思決定を調整することで人の意図していた行動に AI を近づけていくことを提案する。

検証のために本手法を実装した味方 AI とあらかじめマップに配置された敵を全て倒す FPS ゲームをプレイしてもらい、ピンから味方 AI が決定した行動が正しいかをゲーム終了後に録画を見てもらいながら評価を行い、評価をもとにビヘイビアツリーの調整を行い、プレイヤーの意図通りの行動に近づいているかアンケートを行った。

結果として、好みノードは人の好みを反映しやすく意図通りの行動の実現において必要なノードだと示した。また体力などの数値による条件においてもある程度、意図通りの行動の実現が可能となることを示した。

A b s t r a c t

Title	Teamwork AI that guesses and takes action
Author	Takuma Wabiko
Advisor	Taichi Watanabe
Key Words	GameAI, Behavior Tree, Bayesian Inference, In-Game Communication, Auto Adjustment,

[summary]

Communication is key in FPS games. FPS games offer many means of communication. As an example, FPS games offer voice and text-based chat and pins indicating location and simple information.

There is an AI in FPS games called friendly AI. Friendly AI has been the focus of much research. For example, research on AI that imitates human behavior through reinforcement learning. AI is always good at taking the best course of action given the situation. However, the assumption of the friendly AI's behavior may differ depending on the player. This can lead to player dissatisfaction. This can lead to player dissatisfaction.

This study focused on communication using pins between people. The AI decides what to do based on the player's pins. The AI decides the action based on the player's pin, the player evaluates the action, and the AI adjusts its decision making based on the evaluation. We propose that the player evaluates the actions, and the AI adjusts its decisions based on the evaluations to bring the AI closer to the human-intended behavior.

For verification, we asked the participants to play an FPS game in which they defeat all the enemies placed on the map in advance with an allied AI that implements this method. The correctness of the actions determined by the allied AI from the pins was evaluated by having the players watch the recording after the game, and the behavior tree was adjusted based on the evaluation.

As a result, we showed that the preference node is a node that easily reflects people's preferences and is necessary for the realization of intended actions. It was also shown that the intended behavior could be realized to some extent even under numerical conditions such as physical strength.

目次

第1章	はじめに	1
1.1	研究背景と目的	2
1.2	論文構成	5
第2章	ゲーム内におけるコミュニケーション	6
2.1	ゲーム内で用いるコミュニケーションの種類	7
2.2	FPS ゲームにおけるコミュニケーション	9
2.3	ピンの問題点	10
第3章	ビヘイビアツリー	11
3.1	条件ルール	13
3.2	ランダムルール	14
3.3	ビヘイビアツリーの問題点	15
第4章	ベイズ推定	16
4.1	ベイズ推定を利用したビヘイビアツリーの中間ノードの評価	18
第5章	提案手法	20
5.1	プレイヤーの出力するゲーム内コミュニケーション	21
5.2	ビヘイビアツリーについて	21
5.3	好みノードについて	23
5.4	意思決定の評価	23
5.5	プレイヤーの意図しない行動をする原因となる中間ノードの特定	24
5.6	中間ノードの調整	25
5.7	条件ルールの中間ノードの調整	26
	5.7.1 基準値以上条件の調整	27
	5.7.2 基準値以下条件の調整	27

5.8	実際の条件ノード調整の例	27
5.9	好みノードの調整	28
5.10	提案手法のまとめ	30
第 6 章	検証	31
6.1	作成したゲーム	32
6.2	実装したステージ	33
6.3	検証での AI が選択する行動について	34
6.4	検証方法	35
6.5	検証 1	36
6.6	検証 2	39
6.7	結論と考察	42
第 7 章	まとめ	43
	謝辞	46
	参考文献	49
第 8 章	発表業績	54

目次

2.1	ピンのゲーム上での表示例	7
2.2	ApexLegends でのピン選択方法の例	8
2.3	スタンプの例	8
2.4	リアクションの例	9
3.1	ビヘイビアツリーの例	13
3.2	条件ルール of 例	14
3.3	ランダムルールの例	14
4.1	ベイズ更新で求めた確率分布の例	19
5.1	打たれたピンの種類による条件ルールの例	22
5.2	好みノードの初期状態	23
5.3	試行回数の増加方法	24
5.4	調整判別のグラフの例	25
5.5	基準値以上の部分に密集	27
5.6	基準値以下の部分に密集	27
5.7	基準値以上の部分に密集	28
5.8	基準値以下の部分に密集	28
5.9	体力条件の調整の例	28
5.10	ピンから選択した行動と評価	29
5.11	好みノードの調整前と後	29
5.12	提案手法の図	30
6.1	制作したゲーム	32
6.2	味方 AI の見た目	33
6.3	敵の見た目	33

6.4	検証を行ったマップ	34
6.5	実際に配置されている回復アイテムの見た目	34
6.6	検証 1 で用いたビヘイビアツリー	36
6.7	被験者 A の好みノードに関してのベイズ推定の結果	37
6.8	被験者 A の条件ノードに関してのベイズ推定の結果	37
6.9	検証 2 で用いたビヘイビアツリー	39
6.10	被験者 D の 1 回目の好みノードのベイズ推定の結果	40
6.11	被験者 D の 1 回目の条件ノードのベイズ推定の結果	40

第 1 章

はじめに

1.1 研究背景と目的

FPS ゲームとはファーストパーソン・シューティングゲームの略であり、操作するキャラクターの視線でゲームの中の世界・空間を移動を行い、武器もしくは素手を用いて戦うコンピュータゲームである。FPS ゲームには一人で遊ぶことが可能な「シングルプレイ FPS ゲーム」とネットに接続して遊ぶことが可能な「オンライン FPS ゲーム」が存在する。シングルプレイ FPS ゲームとは1人もしくは味方 NPC と協力をして探索や敵 NPC を倒すなどの目標を達成するゲームである。CALL OF DUTY[1] や TITANFALL2[2] ではシングルプレイ FPS ゲームも遊ぶことができる。オンライン FPS ゲームとは何人かのチームを組み、協力して自分たち以外の敵チームに勝つことを目的とするゲームである。ApexLegends[3] や VALORANT[4] というようなゲームが例として存在する。

FPS ゲームは様々なプレイヤースキルが求められるゲームである。移動やジャンプ、視点移動などの基本操作のうまさ以外にも、敵を索敵する観察力、銃を撃った際に発生する反動を制御するリコイル制御、アイテムなどの探索を効率よく高速に行う能力、マップを理解して安全な位置を考える能力など様々な技術が重要である。オンライン FPS ゲームにおいては加えて、チームで作戦を立てることや、自分の考えを伝えること、実行する力や自分の把握した敵の位置の情報や安全な位置等の情報の共有するコミュニケーション能力も重要である。

これらの作戦を立てることや情報共有の為に、オンライン FPS ゲーム内では様々なコミュニケーション方法を用意している。音声での会話やテキストを用いたチャットや位置と簡単な言葉を示せるピンというものがオンライン FPS ゲームでは主に提供しているコミュニケーションである。このようなコミュニケーションはゲームにおいて多く実装されており、Splatoon3[5] では「ナイス」「やられた」「カモン」などのリアクションを味方に伝えることで状況をチームに伝える機能がある。どうぶつの森 [6] というゲームでは自分が操作するキャラクターの表情を変化させるリアクションをとることで感情を伝えることができる。このようにゲームには様々な手法でコ

コミュニケーションを人同士がとることを可能にしている。APEX[3] や VALORANT[4] のようなオンライン FPS ゲームでは声で話すことで伝えるボイスチャットや文章で打つことで伝えるテキストチャット、ピンと呼ばれる位置と短い指示を載せることができる手法を用いて伝えることなど多くのコミュニケーションを伝えるための方法を用意していることからオンライン FPS ゲームにおいては特にコミュニケーションが重要である。

研究においてもゲームにおけるコミュニケーションについての研究もある。徳野ら [7] はゲーム内に音、波紋、動きによるコミュニケーションを実装し、コミュニケーションや位置を伝え合うことを実現した。Tang ら [8] はプレイヤー同士の口頭のコミュニケーションを分析し、コミュニケーションの重要性を示した。Toups ら [9] はピンやゲーム内でのアクションで協力プレイを可能とするために使用する可能性のある協力コミュニケーションメカニズムを特定、分類した。

ゲームにおける AI で敵や味方等の NPC の行動を制御する AI をキャラクター AI[10] と呼称する。キャラクター AI は様々な実装手法が存在する。手法の中でもビヘイビアツリーはプログラマーだけでなくゲームデザイナーでも実装が容易なキャラクター AI である。UnrealEngine[11] ではビヘイビアツリーを実装できる仕組みがあったり、Unity[12] にもアセットがあったりなど、広く用いられている。

ゲームにおいてはキャラクター AI として様々な味方 AI が実装されている。ドラゴンクエスト IV[13] という RPG ゲームでは「作戦」というコマンドが存在し、作戦をパーティ全体に指示することで指示内容に沿った行動を味方が実行するという AI を実装した。ファイナルファンタジー XV[14] ではプレイヤーが倒れている時、優先的に回復に向かうキャラクターやプレイヤーを守るキャラなどの役割を動的にチーム内で割り振り実行するキャラクター AI を実現した。

これらのキャラクター AI は研究においても注目されており、手法として ω は機械学習などを採用する手法や複数のアルゴリズムを組み合わせることで実現する手法が挙げられる。周ら [15] はディープニューラルネットワークとステートマシンというキャラクター AI を用いて強化学習を行い、強化学習をコントロールしながらキャラクター AI をゲーム内で戦闘する方法を学習する手法

を提案した。オーら [16] は深層学習を用いてリアルタイム格闘ゲームのキャラクター AI を作成しプロゲーマーに対し 6 割ほどの勝率を挙げた。Edger[17] はキャラクター AI 「ピノ」を用いて AI が周囲の環境とのインタラクションを通して構築する感情を絵画で表現する手法を挙げた。滑川ら [18] は遺伝的アルゴリズムからシューティングゲームの弾幕を回避する AI を実現した。このようにキャラクター AI は勝率を高めたり、戦闘方法を学習する AI など様々なものが研究されてきた。さらにキャラクター AI には人の動きを模倣したり、人間に類似する思考方法や振る舞いを行うことを目的とした研究も多くある。藤井 [19] は人間らしい振る舞いを機械学習手法を用いて人の行う戦略を実現した。池田ら [20] はペナルティ付き遺伝的アルゴリズムを用いて少ない教師データから特定プレイヤーの特徴を模倣する AI を実現した。

また、オンライン FPS ゲームでは近年、味方 AI を導入している例も存在する。バトルフィールド 2042[21] では味方 AI をオンライン FPS ゲームに導入した。AI は常に周囲の状況から最適な行動を選択することに優れており、ゲームスキルの高い AI が多く存在する。しかし、AI の導いた最適な行動はプレイヤーにとっては本来行いたい行動とは異なる場合がある。人と AI の行動基準の違いから味方 AI は人から不満を持たれてしまうことが問題点としてある。

ゲームにおいて、AI 同士や人と AI の協調行動についても研究例が存在する。Ho ら [22] は Hanabi というカードゲームのプレイを通して、人と AI との協力プレイを評価し、開発技法の異なる AI を人間とプレイさせ開発技法による AI と人の協力関係の違いが生じるかを検証した。実験結果は、ルールベース AI が強化学習 AI よりも好まれた結果となった。Ho ら [22] はこの実験結果からゲームスキルの向上だけでは人の信頼が得られるわけではないことを示した。また、Anca[23] は OverCooked[24] 風モデルでもエージェント同士では協力できるが、人が協力者として入ることで困難になることを説明した。さらに違う環境で学習したエージェント同士でも協力が困難であることを発表した。さらに、即座にチームを組んだときにうまくできるように、行動のネットワークアーキテクチャを 4 段階に分け、AI たちが他者の行動を観察させることで協調して行動を行える様にした。

キャラクター AI の実装には様々な手法があり，中でもビヘイビアツリーは非エンジニアでも容易に実装ができる点が優れている．Halo2[25] において敵キャラクターを制御する方法として Damian Isla 氏によってビヘイビアツリーは作られたと言われている．

ビヘイビアツリーについても多くの研究が行われている．三宅 [26] はステートマシンとビヘイビアツリーを用いた「AI Graph」というものを提案し，実際のゲームで用いてエージェントの意思決定システムを実現した．Partlan ら [27] は遺伝的アルゴリズムを用いて，ビヘイビアツリーを進化させる「EvolvingBehavior」を提案した．ゲーム以外にもビヘイビアツリーは研究として存在する．川瀬ら [28] は自律型ロボットのアクション結果に応じた計画の切り替えをビヘイビアツリーを用いて実現した．

本研究は人と AI の行動基準が異なってしまう問題点に対し，人同士のピンを用いたコミュニケーションに着目し，プレイヤーのピンから AI がビヘイビアツリーをもとに行動を決定し，プレイヤーがゲーム後に AI の行動に対し評価を行い，人からの評価をもとにベイズ推定を用いて，ビヘイビアツリーで評価が悪い原因となる条件ノードを発見，調整することでプレイヤーの意図していた行動に AI を近づけていく手法を提案する．また，好みノードというランダムノードを入れることで，人の複雑で判断が難しい好みを反映することでより人の意図する行動に近づける手法を提案する．

1.2 論文構成

本論文の構成は以下の通りである．第2章ではゲームにおけるコミュニケーションについて説明する．第3章では，ビヘイビアツリーについて説明する．第4章ではベイズ推定について説明する．第5章で提案手法について述べる．第6章にて検証結果に基づく結論と考察を述べる．第7章ではまとめについて述べる．

第 2 章

ゲーム内におけるコミュニケーション

2.1 ゲーム内で用いるコミュニケーションの種類

ゲームでは情報共有や作戦の共有、雑談を目的としてゲーム内で様々なコミュニケーションが実装されている。Daniel[29] はゲーム内で提供されているゲーム内でのコミュニケーションについて以下を挙げた。

- ボイスチャット
- テキストチャット
- ピン (シグナル) を用いるコミュニケーション
- スタンプ
- リアクション
- ゲームコマンド

ボイスチャットはマイクを通し、言葉で会話を行う。テキストチャットはキーボードで文字を打ち会話を行う。ピン (シグナル) はゲーム上にピンを指して位置と伝えたい情報を載せることができる。



図 2.1 ピンのゲーム上での表示例

図 2.1 は ApexLegends[3] でのピンを使ってこの場所に移動してほしいという指示を伝えている様子を示している。ピンは「移動」「攻撃」などの様々な指示を載せることができる。載せられ

る情報の種類はゲームによって異なる。ApexLegends では 8 種類のピンを実装しているが種類が多いゲームから少ないゲームまで様々である。また実際にゲームをしている上で使うピンは 2, 3 種類程度である。



図 2.2 ApexLegends でのピン選択方法の例

図 2.2 は ApexLegends でのピンの選択画面である。マウスホイールを押し込みマウスを上下左右に動かすことで出したいピンを選択できる。

スタンプは文字と絵で自身の感情や状況を示すものである。



図 2.3 スタンプの例

図 2.3 はスタンプの実装例を示している。MonsterHunter[30] というゲーム等でも実装している。感情や状況を示すのに役立っている。

リアクションは自分の操作するキャラクターの表情やアクションを行うことで相手に感情等を伝えることができる。

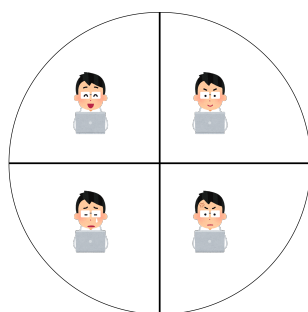


図 2.4 リアクションの例

図 2.4 は実際にゲームで使われているリアクションを使う UI をイメージとして示したものである。

ゲームコマンドはゲーム内にある攻撃やしゃがむなどのアクションを用いて行うコミュニケーションである。例えば、「しゃがみを 2 度入力したらある場所に進む」というような合図を事前に遊ぶ仲間と共有し、ゲームを遊ぶ際にそれらのアクションを用いて意思疎通を行う方法のことである。中川ら [31] はゲーム内での行動で味方に対して意思疎通する行動の分類と考察を行った。

2.2 FPS ゲームにおけるコミュニケーション

FPS ゲームにおいては知人と遊ぶか、他人と遊ぶかで頻繁に用いるコミュニケーションが異なる。知人同士で遊ぶ場合は、主にボイスチャットやテキストチャットを用いて会話を行い、位置の補足説明などにピンを用いていた。他人と遊ぶ場合は、ボイスチャットやテキストチャットはあまり使われておらず、主にピンのみを用いてコミュニケーションをとっていた。

FPS ゲームにおいてコミュニケーションは主に以下の目的で用いる。

- 情報共有
- 作戦の共有
- 雑談や遊び

情報共有は自分が知っているもしくは新しく手に入れた情報を味方に伝えることである。例え

ば索敵中に見つけた敵の居場所などの情報や探索中に見つけたアイテムの情報などを FPS ゲームでは伝える場面が多数発生する。

作戦の共有は自分の行いたい作戦を味方に伝えることである。FPS ゲームでは作戦は重要であり、単純な作戦から複雑な作戦まである。敵を倒す作戦もあれば安全に撤退をする作戦も存在する。

雑談や遊びはゲームを遊ぶ仲間とゲームとは関係のない会話をしたり、楽しいと思う行動をしたりゲーム内で難しいプレイをして見たりすることである。ゲームとは関係ない行動であるためゲーム中余裕がある場合多く見られる行動である。

2.3 ピンの問題点

ピンは位置を伝えることには優れている。しかしピンは伝えられる情報が曖昧であるため発信者の意図が読みにくいという問題点があった。人同士で遊ぶ場合には状況などから発信者が行いたい行動を推測し行動を行っていた。例えば、ピンの発信者が敵を発見し「攻撃したい」という目的で、「敵がいる」というピンを敵の見えた位置にうったとする。この時、ピンを受け取った人は発信者と同じように「攻撃したい」と考える場合もあれば体力に余裕がなかったり、回復アイテムが少ないなどの状況によっては「撤退する」と考える場合もある。このような推測を AI に行わせる場合、ピンから考えられる行動は多く存在し、人が行うような推測を AI が行うには複雑で困難である。

第 3 章

ビヘイビアツリー

本章ではキャラクター AI の一種であるビヘイビアツリーについて記述をする。キャラクター AI は様々な手法で実装されてきた。ゲームでのキャラクターの動き方により使い分けている。三宅 [32] は、キャラクター AI の様々な手法を以下のように分類した。

- ルールベース AI
- ステートベース AI
- タスクベース AI
- ユーティリティベース AI
- ビヘイビアベース AI

このうちのビヘイビアベース AI をビヘイビアツリーと呼称することもあり、本論文ではビヘイビアツリーと呼称する。Halo2[25] において敵キャラクターを制御する方法として Damian Isla 氏によってビヘイビアツリーは作られたと言われている。当時、多くの AI に採用されていたキャラクター AI の一種であるステートベース AI は有限状態マシンに基づいて行動決定を行っていた。ステートベース AI は行動がパターン化しやすいことや状態が増えていくことで膨大な数の状態遷移を定義することになり、蜘蛛の巣のように複雑化してしまうという問題点があるなどの問題があった。ビヘイビアツリーはこれらの問題点を解消する AI として注目された。ビヘイビアツリーはゲーム AI だけでなく他にもロボットの行動制御に用いられることなどもあるが、本論文ではデジタルゲームのキャラクター AI に用いられるビヘイビアツリーを対象とする。

図 3.1 はビヘイビアツリーを図示したものである。ビヘイビアツリーは root ノードと呼ばれる開始地点となるノードから選択され、ノードに設定されたルールに従い、下位のノードを選択していく。最終的に末端のノードが選択されると、その末端のノードのに設定されたアクションを実行する。本論文では、この root ノードから末端の行動ノードまで選択されキャラクターがアクションを起こすまでの一連の流れを一回の行動とした。

また、本論文ではビヘイビアツリーは行動決定を行うための開始地点となる root ノードと下位

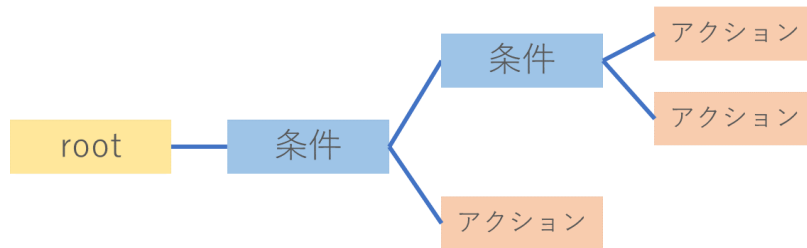


図 3.1 ビヘイビアツリーの例

のノードへの分岐を持つ中間ノード，末端にあり，アクションを保持するアクションノードが存在する．このアクションとはキャラクターが実行する行動のことを指す．

中間ノードではあらかじめ設定された条件に従って下位のノードを選択する．この中間ノードに設定した条件を本論文では選択ルールとする．中間ノードに設定できる選択ルールは複数あるが，本論文では以下の 2 つの選択ルールを採用した．

- 条件ルール
- ランダムルール

デジタルゲームに用いられるビヘイビアツリーの「中間」ノードの選択ルールには上記 2 つ以外にも他の選択ルールが存在するが本論文では上記 2 つの選択ルールのみを対象とした．選択ルールについて下記で説明する．

3.1 条件ルール

条件ルールは設定された条件に従い下位のノードを選択する中間ノードのことである．図 3.2 は条件ルールの中間ノードの例を示している．この中間ノードはキャラクターの体力が 50 %以

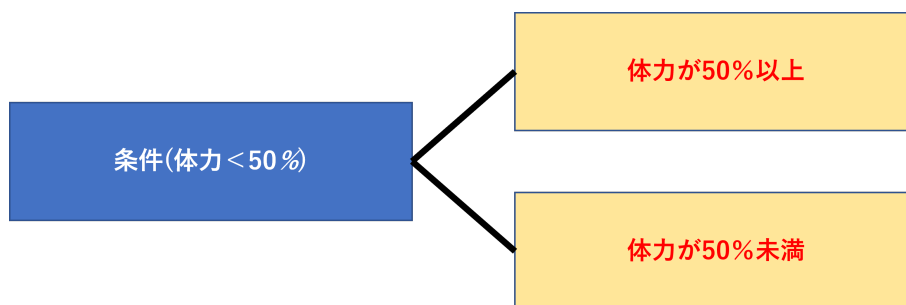


図 3.2 条件ルール例

上か未満かという条件ルールを設定している。体力が 50 %以上であれば上のノードに選択し、50 %未満であれば下のノードを選択する。このような条件により下位のノードを選択するルールのことを条件ルールと呼ぶ。

3.2 ランダムルール

ランダムルールは下位のノードをランダムに選択する中間ノードのことである。ランダムに選択する確率は等確率である場合や、あらかじめ設定できるものなどがある。

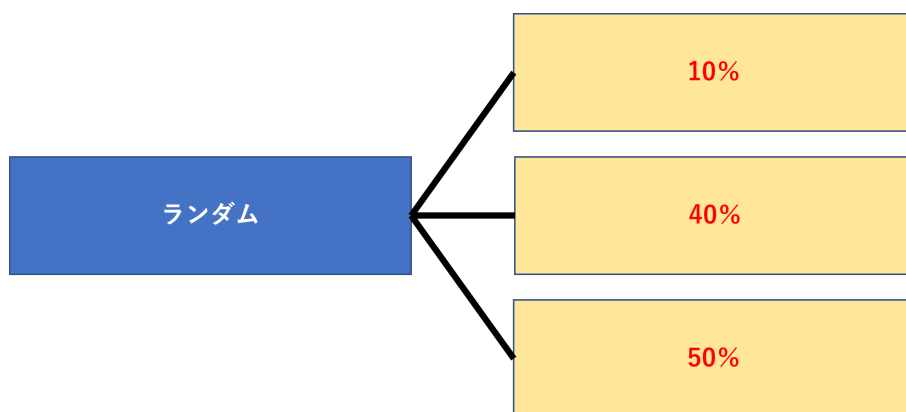


図 3.3 ランダムルール例

図 3.3 はランダムルールの中間ノードの例を示している。この中間ノードはそれぞれ 10 %、40 %、50 %の確率でランダムに下位のノードを選択する。

3.3 ビヘイビアツリーの問題点

ビヘイビアツリーは、比較的容易に AI を作ることが可能である。昔はプログラマーが仕様書をもとに AI 作成の作業を行っていたが、近年ではビヘイビアツリーの登場によりプログラマー以外でも AI を作成が可能となるようなツールが多く開発されている。FINALFANTASY XIV の開発事例 [33] ではゲームデザイナーが AI を実装することを可能とした「AI グラフエディター」というツールを開発した。UnrealEngine[11] というゲームエンジンにはビヘイビアツリーを実装できるアセットが開発されている。

容易に AI を作ることができるビヘイビアツリーにも問題点がいくつかある。ビヘイビアツリーに限った話ではないが、AI の制作中では AI がうまくできているかの判別が困難であることである。実際にゲーム内で AI を実装したキャラクターを動かした際に制作者が想定したように動くとは限らない。そのため AI の調整が必要になるか判別が困難になるという問題点がある。また AI を整えるにはパラメータを調整する場合もあるが根本的に AI の構造を見直す必要もあったりする場合もあるため調整もまた AI 制作において問題となる。

ビヘイビアツリーの調整方法は大きく二つある。一つはビヘイビアツリーの構造を変更させることである。もう一つは中間ノードの条件や選択ルールを変更することである。しかし、複数個存在する中間ノードからどのノードを調整すればよいかを判別することは大変困難である。近年のゲームに実装されているキャラクター AI には判断に用いるパラメータが無数に存在する。そのためビヘイビアツリーの構造も近年は複雑化してきている。膨大な量の中間ノードから調整が必要なノードを探索するのは人が行う上では大変困難である。

第 4 章

ベイズ推定

ベイズ推定とはベイズの定理に基づき、新たに得た観測事象から過去の情報を用いて不確実な事象について確率的に推定することが可能となる推定方法である。

本節でのベイズ推定の説明には中島 [34] の「ベイズの定理の導出と考え方わかりやすく解説」と統計 Web の「ベイズの定理」[35] の情報を参考にしている。使用例としてメールの迷惑メールフィルタやアキネーター [36] といういくつかの質問からプレイヤーが想像する人や物を推測するアプリが挙げられる。

ベイズ推定を用いた研究についても多く挙げられる。岡部ら [37] はベイズ推定を用いて海底の地形データの精度を向上した。藤木ら [38] はうねり性波浪の咆哮スペクトルの推定を高精度化するためにベイズ推定を用いた。ベイズ推定の特徴として試行回数を比較的少ない内でも推定が可能という点である。

ベイズ推定はベイズの定理から考えられている。ベイズの定理は式 (4.1) である。

$$P(B|A) = \frac{P(B) \cdot P(A|B)}{P(A)} \quad (4.1)$$

A と B は事象を表し、 $P(A)$ は事象 A の起こる確率である。 $P(A|B)$ は事象 B が起きた時、事象 A が起きる確率を表す条件付き確率である。

上記の式 (4.1) を展開し、ベイズ推定は下記の式 (4.2) として一般的には扱う。

$$P(B_i|A) = \frac{P(B_i) \cdot P(A|B_i)}{\sum P(B_j) \cdot P(A|B_j)} \quad (4.2)$$

この式 (4.2) から連続的な確率分布を扱う場合は下記の式 (4.3) を用いて推定を行う。

$$\pi(\theta|x) = \frac{f(x|\theta)\pi(\theta)}{\int_{\theta} f(x|\theta)\pi(\theta)d\theta} \quad (4.3)$$

上記の式 (4.3) の x は事象を表し、 θ は確率変数である。また、 $\pi(\theta|x)$ は事後分布、 $f(x|\theta)$ は尤度、 $\int_{\theta} f(x|\theta)\pi(\theta)d\theta$ は周辺尤度である。

事前確率とは推定をする前の想定していた確率のことで、事後確率は事象を観測し推定を行い事前確率を更新したものである。この事前確率から事後確率に更新することをベイズ更新と呼ぶ。

尤度とはもっともらしさのことである。例えば、コインを2回投げ2回とも表が出たとする。この場合のコインを投げて表になる確率のもっともらしさである尤度は確率 p が0から1である場合 $p = 1$ が最大となり、 $p = 1$ から離れるほど小さくなる。コインを2回投げ、1回が表でもう1回は裏であったとすると、 $p = 0.5$ が最大となる正規分布となる。周辺尤度とは観測事象の出やすさを表しており、事後分布を正規化するためのものである。

4.1 バイズ推定を利用したビヘイビアツリーの中間ノードの評価

義澤 [39] は3.3節で述べたビヘイビアツリーの行動が増えるごとに中間ノードが増加し、人が調整をする際に、調整すべき中間ノードを発見することが困難であるという問題に対し、バイズ推定を用いて、ビヘイビアツリー内で調整すべき中間ノードを確率的に推定をした。

義澤の手法ではバイズ推定を行う上で尤度と事前確率をそれぞれ定義した。尤度は二項分布を用いた尤度関数とした。二項分布とはベルヌーイ試行と呼ばれる2つの事象のみが起きる確率モデルであるとき、成功確率が p である試行を n 回行った際に k 回の成功が出た時、その結果がどれだけ出やすいかを確率的に算出する方法である。二項分布は下記の式 (4.4) から求められる。この式 (4.4) の p を0から1で変化する確率変数とすることで尤度関数として扱った。

$$L(n, k, p) = {}_n C_k p^k (1 - p)^{n-k} \quad (4.4)$$

事前確率については事前情報なしとして、各中間ノードに一様分布として保持した。事前確率は $B(p)$ として、確率変数 p の値から p に対応する確率を算出した。

また評価関数を用いて選択の良し悪しの評価を行い、評価をもとにバイズ更新を行うことで各ノードのバイズ推定を行った。図4.1はバイズ更新を行った結果の例である。横軸は左側が0、右側が1の確率を示し、義澤の手法においては右に行くほど間違った選択をその中間ノードが選択している可能性が高い事を示している。赤い線で描画された山より青い線で描画された山の方が鋭く尖っている。緩やかな山の場合はまだ推定が収束しておらず、推定が十分に行えていない為、

確度という信頼性を示す値があまり高くないことを示す鋭い山の形状の場合は推定が収束しており、十分な推定が行えている為、確度が高く、信頼性が高いことを示す。図 4.1 では赤い線で描画されたグラフより、青い線で描画されたグラフの方が右側によっており、鋭い山の形状の為、間違った選択をしている可能性が高いという事を示している。

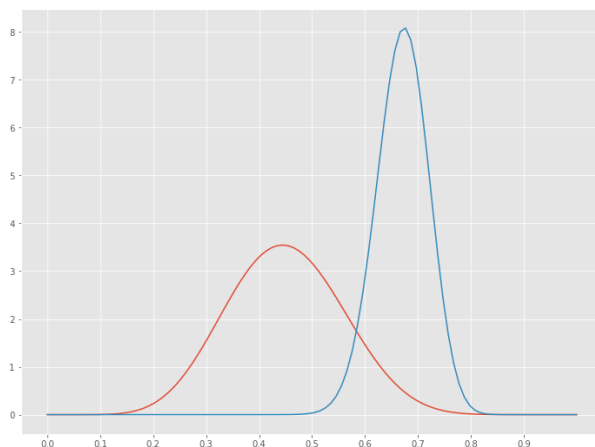


図 4.1 ベイズ更新で求めた確率分布の例

第 5 章

提案手法

本章では本研究での提案手法を説明していく。本研究ではプレイヤーがゲーム内コミュニケーションを出力し、出力をもとに AI が意思決定アルゴリズムで AI の行動を決定し、ゲームプレイ終了後に再度プレイしていた際に撮影した映像を見返してもらい、AI の行った行動についてプレイヤーが良し悪しの評価を行い、プレイヤーの評価からベイズ推定を用いて、プレイヤーの意図にそぐわない行動をする原因となる中間ノードを推定し、中間ノードの条件式を調整することでプレイヤーの意図していた行動に AI の意思決定を近づけていく手法を提案する。

5.1 プレイヤーの出力するゲーム内コミュニケーション

本研究でプレイヤーがゲーム上で意思を示すためにゲーム内コミュニケーションを用いる。その中でも本研究ではピンを用いたコミュニケーションを採用した。ピンは本研究で取り扱う FPS ゲームにおいて位置・方向という情報を伝えることに適しているため採用した。FPS ゲームにおいて位置・方向は重要であり、実際にゲームにおいて、「ここに移動したい」、「ここを攻撃したい」などの指示をしたい場合はピンを用いることが多い。そのため本研究ではピンを用いて、人の取りたい行動を AI に伝えるための手法とした。本研究で扱うピンは以下の 2 種類とした。

- 移動する
- 敵がいる

5.2 ビヘイビアツリーについて

本研究ではピンから考えられる行動をビヘイビアツリーを用いて実装する。ピン (シグナル) によるコミュニケーションでは 2.3 節で述べたようにピン (シグナル) から考えられる行動は多く、複雑である。そのため複雑な行動を設計しやすいキャラクター AI としてビヘイビアツリーを選択した。ビヘイビアツリーは 3 章で説明したように中間ノードとアクションノードを用いて、容易に複雑な行動を設計できる利点がある。FPS ゲームにおいて複雑な作戦行動や状況判断が多数

出てくるためビヘイビアツリーは本研究に適しているキャラクター AI である。

本研究では AI があらかじめ取れる行動は決まっており、その中で条件を組み合わせて実装を行った。条件ルールには様々な条件を実装した。条件ルールは以下がある。条件内に出てくるプレイヤーは人が操作するキャラクター、NPC は AI が操作するキャラクターのことを指す。

- 味方 AI の体力
- プレイヤー周囲の敵の数
- 打たれたピンの種類

プレイヤー・NPC の体力の条件はプレイヤー・NPC の体力が指定された値以上であるか未満であるかという条件ルールで下位のノードを選択する。プレイヤー周囲の敵の数はプレイヤーから指定した範囲内の敵の数が指定された数以上であるか未満であるかという条件ルールで下位のノードを選択する。打たれたピンの種類の条件は打たれたピンの種類によって下位のノードを選択するノードである。図 5.1 は打たれたピンの種類による条件ルールの例を示す。「移動する」ピンが打たれた場合、左の下位ノードを選択し、「敵がいる」ピンを打った場合、右の下位ノードを選択する。

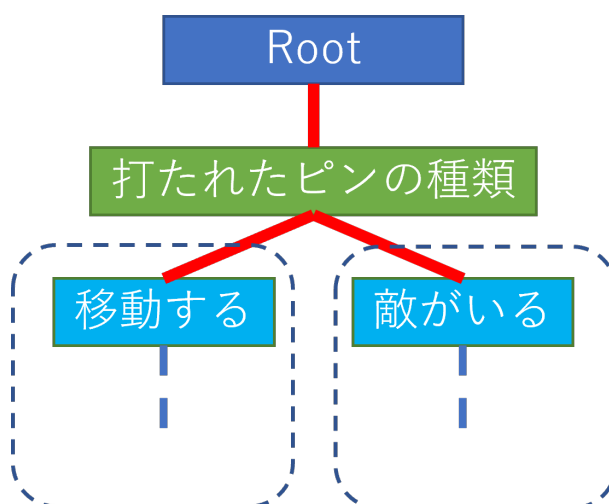


図 5.1 打たれたピンの種類による条件ルールの例

また，本研究では条件ルールのほかにランダムルールも用いる．このランダムルールを本研究では好みノードと呼称する．好みノードについては 5.3 節で説明する．

5.3 好みノードについて

好みノードについて説明をする．図 5.2 は好みノードの初期状態を示している．好みノードは初期状態では等確率で下位ノードをそれぞれ選択するランダムノードである．好みノードは 5.6 節で説明する自動調整によって確率が調整され，人の望む行動に確率が偏っていくノードである．好みノードは数理的に判断の難しい人の好みをランダムノードの確率の偏りを用いて表現したものである．例えば，攻撃をするという判断をした場合でも，接近して戦うのが好みのプレイヤーと遠くから戦うのが好みのプレイヤーというのが存在する．このような好みをビヘイビアツリーに実装し，調整するというのは複雑なツリーになるため調整も困難になってしまう．そこで好みノードというノードを採用することで確率的に好みの傾向を算出し，NPC の AI の調整をしやすくし，好みの傾向を AI に反映することを可能にする．

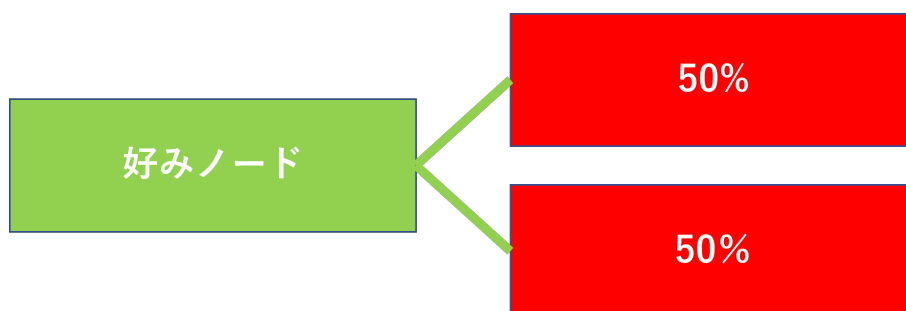


図 5.2 好みノードの初期状態

5.4 意思決定の評価

本研究での AI の行動の評価はゲームを行った後で行う．あらかじめ検証で用いたゲームを録画しながらプレイしてもらい，プレイしてもらった後に録画した動画を見てもらいながら AI の行動について良し悪しの評価をしてもらう．この評価を行うことで 5.5 節で説明する中間ノードの

調整が必要かを算出するベイズ推定のための試行回数の蓄積に用いる。図 5.3 は試行回数の蓄積方法を図示したものである。黄色い枠で囲われたノードは選択されたノードを示す。この選択されたノードは試行回数が 1 増加する。選択されていないノードは試行回数が増加しない。

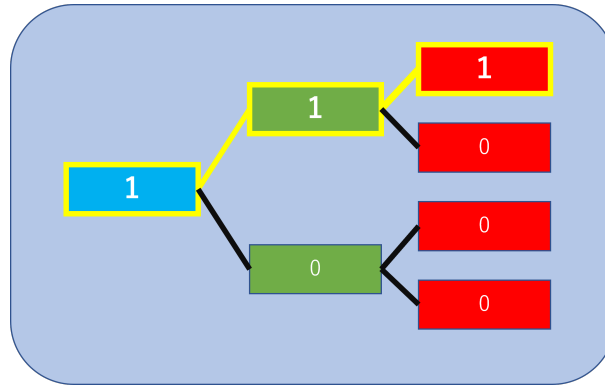


図 5.3 試行回数の増加方法

5.5 プレイヤーの意図しない行動をする原因となる中間ノードの特定

ビヘイビアツリーは 3.3 節でも述べたように、行動を容易に追加できるが、条件が複雑になってしまい調整を行う際に、どの中間ノードを調整すればよいか不明瞭になってしまう。本研究においてもプレイヤーの意図しない行動の特定をして行く必要がある。

本研究では義澤 [39] の手法のように各中間ノードをベイズ推定を用いて確率分布を作成し、プレイヤーの意図しない行動を推定していく。

本研究では事後分布の算出にはベータ分布を用いた。ベータ分布はコイントスの表と裏どちらかの結果が出るような 2 種類の事象のみが起きる場合でかつ事前分布がベータ分布である場合、事後分布もベータ分布となる性質 [40] がある。ベータ分布は式 (5.1) のように求める。

$$f(\theta|\alpha, \beta) = \frac{1}{B(\alpha, \beta)} \theta^{\alpha-1} (1 - \theta)^{\beta-1} \quad (5.1)$$

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 \theta^{\alpha-1} (1-\theta)^{\beta-1} d\theta \quad (5.2)$$

$B(\alpha, \beta)$ はベータ関数であり、式 (5.2) のように算出する。 α は間違いと評価した数 +1 で β は正しいと評価した数 +1 である。

試行回数が 10 回以上になったら式 (5.1) を用いて推定を開始する。式 (5.1) から横軸が確率変数 θ の値を左から右へ 0 から 1 の範囲で示し、縦軸が確率密度を表す確率分布ができる。図 5.4 は確率分布の例を示す。求めた確率分布から確率密度の最大値 $\max_{0 \leq \theta \leq 1} f(\theta|\alpha, \beta)$ を求め、その時の確率変数の値を $\arg \max_{0 \leq \theta \leq 1} [f(\theta|\alpha, \beta)]$ とする。確率密度は値の変動が激しいため、 $\arg \max_{0 \leq \theta \leq 1} [f(\theta|\alpha, \beta)]$ が 0.5 より大きい場合であれば調整を行う。図 5.4 はそれぞれ 10 回試行した後にベータ分布を算出したものである。この例だと青い線で描画したグラフは確率変数が 0.6 で調整が必要であり、赤い線で描画したグラフは確率変数が 0.2 で調整が不要という判断になる。

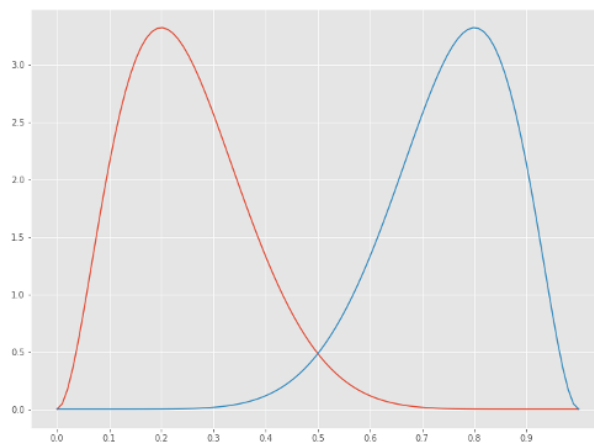


図 5.4 調整判別のグラフの例

5.6 中間ノードの調整

5.5 節で行った計算から調整すべきノードであると判定した中間ノードは自動調整を行う。この節では自動調整の手法について述べる。本研究では以下のルールについて自動調整を行うこととした。

- プレイヤーの体力
- NPC の体力
- ピン近くの敵の距離
- 好みノード

打たれたピンの種類の条件ルールの調整は本研究では扱わない。各ノードのゲーム終了から評価・条件調整の流れは以下に示す。

1. ゲーム終了
2. ゲームのリプレイを見てもらいながらピンからの行動について評価
3. ノードの評価数が 10 以上になったらベイズ推定で確率変数・確率密度の確認
4. 確率変数が閾値以上であれば、ノードの調整をする。閾値以下であればそのまま
5. ノードの調整を行ったら試行回数を 0 にして調整に用いたデータを消す。閾値以下であれば次の評価に持ち越す。

このような流れで調整を行っていく。もし一回のゲームプレイで評価数が 10 に満たない場合はもう一度ゲームをプレイしてもらい、10 を超えるまでは調整が必要かは確認が行えない。

5.7 条件ルールの中間ノードの調整

条件ルールについては各中間ノードに対して、ゲーム中に呼び出されたとき判定に用いた数値を記録しておく。そしてゲームをプレイしてもらった後にプレイヤーに評価をしてもらい、悪い評価だった時の数値を抽出し、自動調整に用いる。

各条件ノードの下位ノード選択の基準となる数値を以下「基準値」と呼称する。例えば、「体力が 50 以上」という条件であれば、基準値は 50 となる。

5.7.1 基準値以上条件の調整

基準値以上条件の調整について説明する。基準値以上の条件の調整は間違いと評価された値が基準値以上の部分に密集していた場合、評価された値の最大値に 1 加えた値を基準値として更新する。図 5.5 にその模式図を示す。

基準値以下の部分に間違いと評価された値が密集していた場合、評価された値の最小値から 1 引いた値を基準値として更新する。図 5.6 にその模式図を示す。

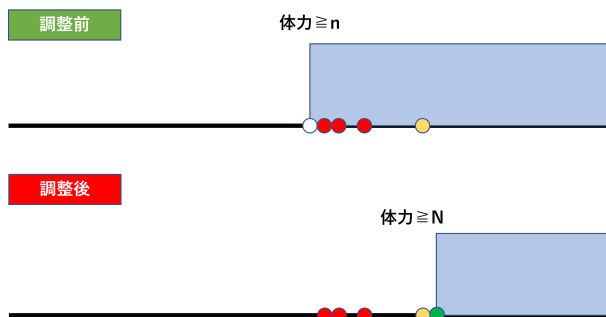


図 5.5 基準値以上の部分に密集

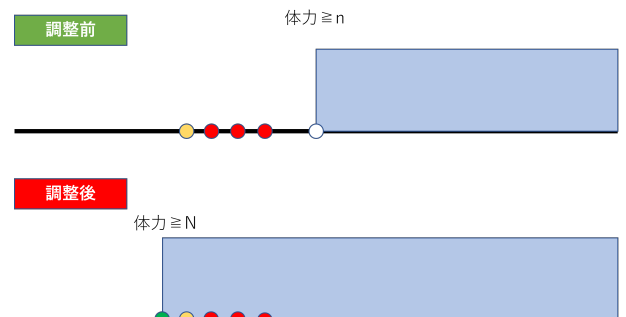


図 5.6 基準値以下の部分に密集

5.7.2 基準値以下条件の調整

基準値以下条件の調整について説明する。基準値以下の条件の調整は間違いと評価された値が基準値以上の部分に密集していた場合、評価された値の最大値に 1 加えた値を基準値として更新する。図 5.7 にその模式図を示す。

基準値以下の部分に間違いと評価された値が密集していた場合、評価された値の最小値から 1 引いた値を基準値として更新する。図 5.8 にその模式図を示す。

5.8 実際の条件ノード調整の例

体力条件の調整をした例を図 5.9 に示す。体力が 50 以上という条件のノードを例とした。間違いと示した値は真ん中の表に示した値である。5.7.1 小節で示すように基準値以上の調整には最大

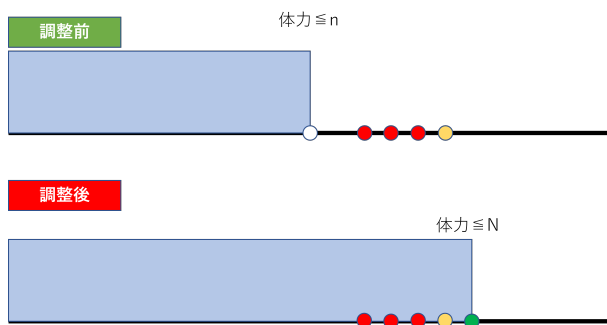


図 5.7 基準値以上の部分に密集

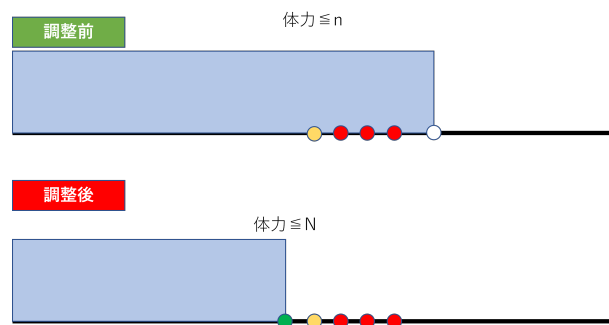


図 5.8 基準値以下の部分に密集

値に 1 加えた値を新しい基準値とする。よって「値 2」である 59 に 1 加えた値である 60 が新しい基準値となる。

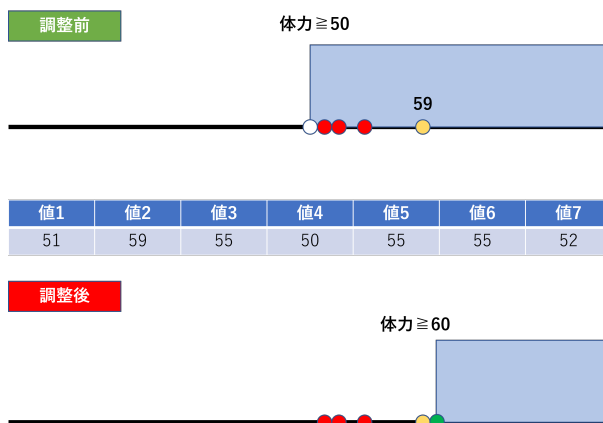


図 5.9 体力条件の調整の例

調整が終了した後は一回ノードの中に記録した値を消去し、ベイズ推定のために用いた試行回数も 0 に戻す。

5.9 好みノードの調整

好みノードの調整には好みノードを評価した全ての値を用いる。好みノードが「接近して攻撃」「遠くから攻撃」の 2 種類のアクションのノードを選択している想定で説明をする。

図 5.10 は上の表がピンから AI が選択した行動とそれに対してプレイヤーが行った評価を示している。下の表は評価をもとに本来、プレイヤーが AI に求めていた行動に修正したものである。

値1	値2	値3	値4	値5	値6	値7	値8	値9	値10
近	遠	遠	近	遠	遠	遠	遠	近	遠
正	正	誤	誤	誤	誤	正	誤	正	誤

値1	値2	値3	値4	値5	値6	値7	値8	値9	値10
近	遠	近	遠	近	近	遠	近	近	近

図 5.10 ピンから選択した行動と評価

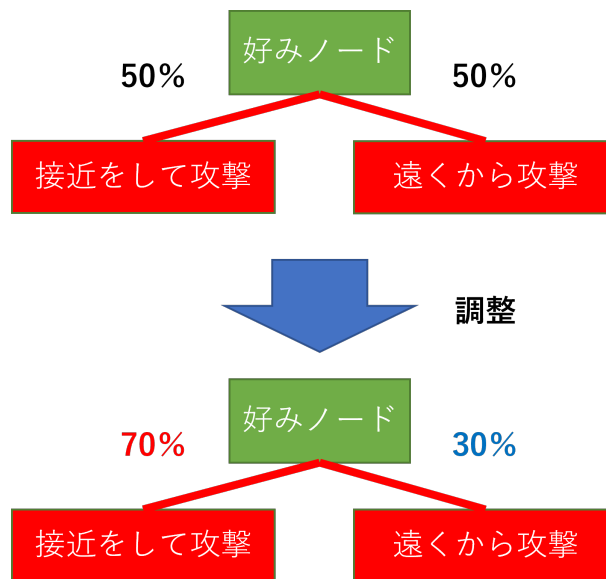


図 5.11 好きノードの調整前と後

図 5.11 は調整前のノードのそれぞれのアクションノードを選択する確率と調整後のそれぞれのアクションノードを選択する確率を示したものである。好きノードが下位のノード X の選択確率に関して調整した確率 P_X は式 (5.3) のようになる。 N はその好きノードについて評価をした数、 N_X はプレイヤーが本来、ノード X を AI に求めていた回数である。

$$P_X = \frac{N_X}{N} \quad (5.3)$$

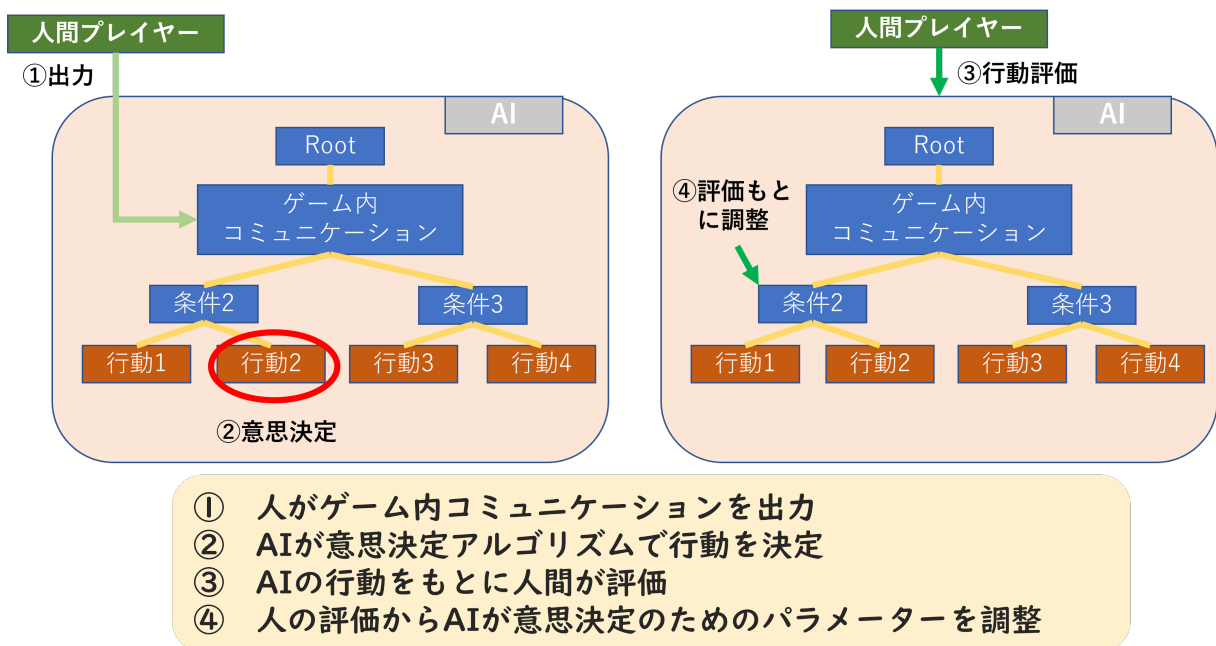


図 5.12 提案手法の図

5.10 提案手法のまとめ

図 5.12 はこれまで説明してきた提案手法をまとめて図示したものである。まずはじめにプレイヤーがゲーム内コミュニケーションの出力を行う。次に NPC がビヘイビアツリーをもとに意思決定を行い、行動を決定する。そしてゲームのプレイを終了した後にプレイヤーに録画を見せもらい、良し悪しを評価してもらう。良し悪しの評価をもとにベイズ推定を用いて、プレイヤーの意図していた行動にならない原因となる中間ノードを特定する。プレイヤーの意図していた行動にならない原因となる中間ノードが発見された場合、その中間ノードに関して自動調整をしていく。これを繰り返すことで AI の行動をプレイヤーの意図する行動に近づけて行く手法を提案する。

第 6 章

検証

本章では Unity[12] を用いて作成したリアルタイム FPS ゲームを用いて行った検証とその結果を述べる。

6.1 作成したゲーム



図 6.1 制作したゲーム

図 6.1 は検証に用いたゲームの図である。1人でプレイする FPS ゲームで本研究で提案したビヘイビアツリーを実装した味方 NPC を味方としてあらかじめフィールドに配置された敵を全て倒すルールである。

操作プレイヤーは移動や銃を撃つ、ピンを打つ等の行動が可能である。操作プレイヤーの体力の最大値は 500 である。図 6.2 は操作プレイヤーの見た目を示す。各検証ごとに実装したビヘイビアツリーに基づいて行動をする。味方 AI も体力の最大値は 500 である。

敵はあらかじめフィールド上に配置した。図 6.3 は敵の見た目を示す。普段はあらかじめ設定したルートに沿って徘徊行動をしているが、一定の距離近づくと、操作プレイヤーもしくは味方 AI から攻撃を受けると、操作プレイヤーもしくは味方 AI を追いかけて、銃を使って攻撃をしてくる。敵の体力も味方 AI や操作プレイヤーと同様、500 である。

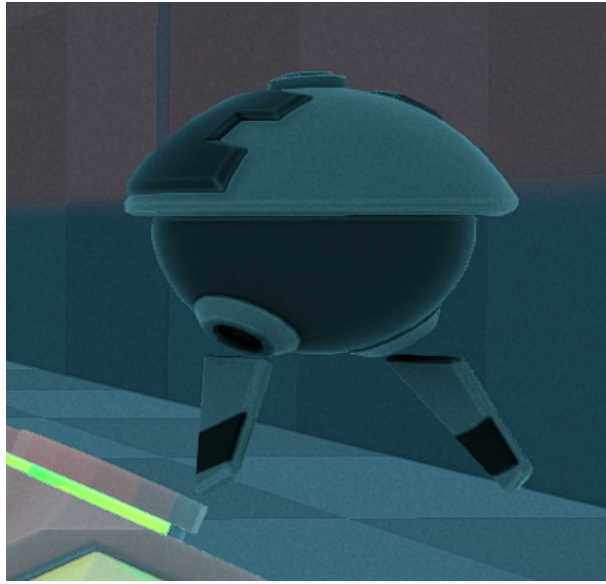


図 6.2 味方 AI の見た目



図 6.3 敵の見た目

6.2 実装したステージ

ここでは実装したステージの説明をする。図 6.4 は 2 つの検証で用いたマップである。赤い点で示した部分には敵が配置しており、あらかじめ指定されているルートを巡回している。黄色い点で示した部分は回復アイテムを配置しており、図 6.5 は回復アイテムのゲーム上での見た目を

示す。操作プレイヤーもしくは味方 AI が一定時間ふれていると徐々に回復をしていく。

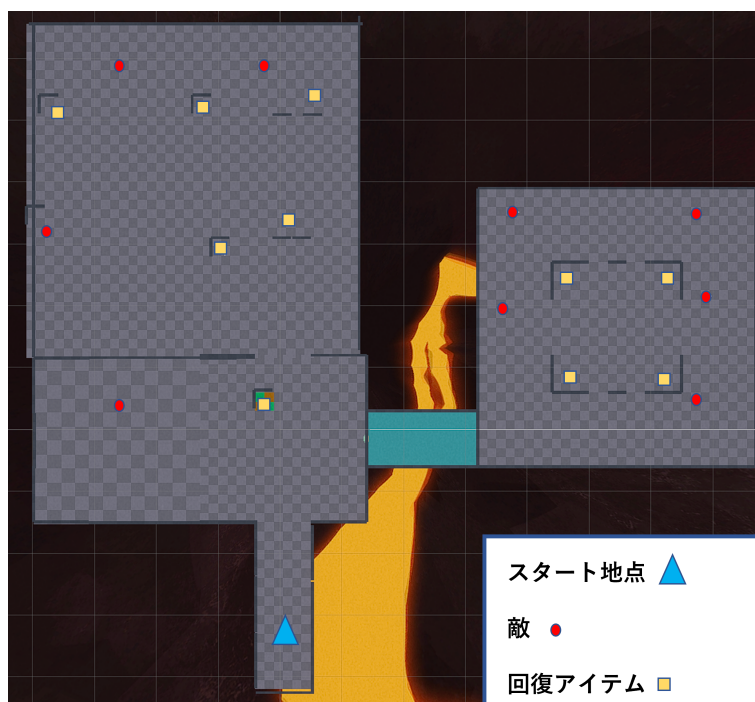


図 6.4 検証を行ったマップ

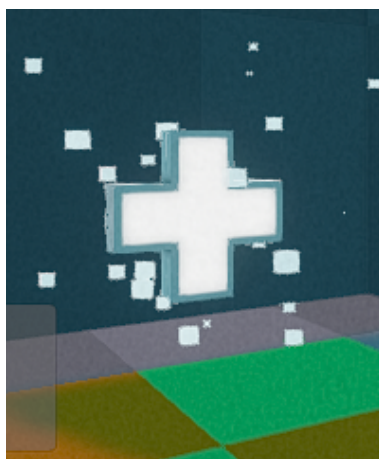


図 6.5 実際に配置されている回復アイテムの見た目

6.3 検証での AI が選択する行動について

本研究での検証において AI が選択する行動について説明する。本研究では AI が選択できる行動は予め決まっている。

表 6.1 行動ノードの一覧

行動の名称	行動内容
近づいて攻撃	敵に接近しながら敵の体力がなくなるまで攻撃を続ける
離れて攻撃	敵から距離をとりながら敵の体力がなくなるまで攻撃を続ける
回復行動	味方 AI がピンから最も近い回復アイテムの場所へ向かい体力を回復する
移動	ピンのある場所へ移動をする

表 6.1 は味方 AI の行動の一覧を示している。「近づいて攻撃」は、敵に攻撃を当てやすいため、倒すまでにかかる時間が早い、しかし、敵の攻撃も当たりやすく、倒すまでに受けるダメージが多いという特徴がある。離れて攻撃は、遠くから攻撃を行うため、敵に攻撃を当てにくいため、倒すまでに時間がかかる、しかし、敵も攻撃を当て始めるまでが遅くなるため、受けるダメージも少なくなるという特徴がある。

また、味方 AI は操作プレイヤーが示したピンから選択した行動を完了した際や指示がなかった場合は、操作プレイヤーに追従をする。

6.4 検証方法

検証方法について説明する。検証は Apex[3] や VALORANT[4] などのピンを使ったコミュニケーションを用いるゲームを一回でもプレイした経験がある人を対象に行った。

検証方法は、まず事前に「敵がいる」「移動する」ピンそれぞれがどのような行動を選択できるのかを説明する。その後、ゲーム画面を録画してもらいながらゲームを 1 回プレイしてもらい、ゲーム終了後、録画を見てもらいながら、打ったピンに対して被験者の意図通りの行動を味方 AI は選択していたかどうかを評価する。評価後、各中間ノードの調整を評価をもとに行う。その後、調整したゲームを一回プレイしてもらい、録画を見てもらいながら再び評価を行ってもらった。その後、以下の内容でアンケートを取った。

- 2 つのピンに対し、それぞれ意図通りに味方 AI が動いた点があるか？

- 2つのピンに対し、それぞれ意図通りに味方 AI が動かなかった点はあるか？

アンケートは自由記述で行った。

6.5 検証 1

最初の検証について述べる。最初の検証ではピンに対してそれぞれ一種類の行動について意味を持たせた場合の検証を行った。この検証は 3 名が参加した。

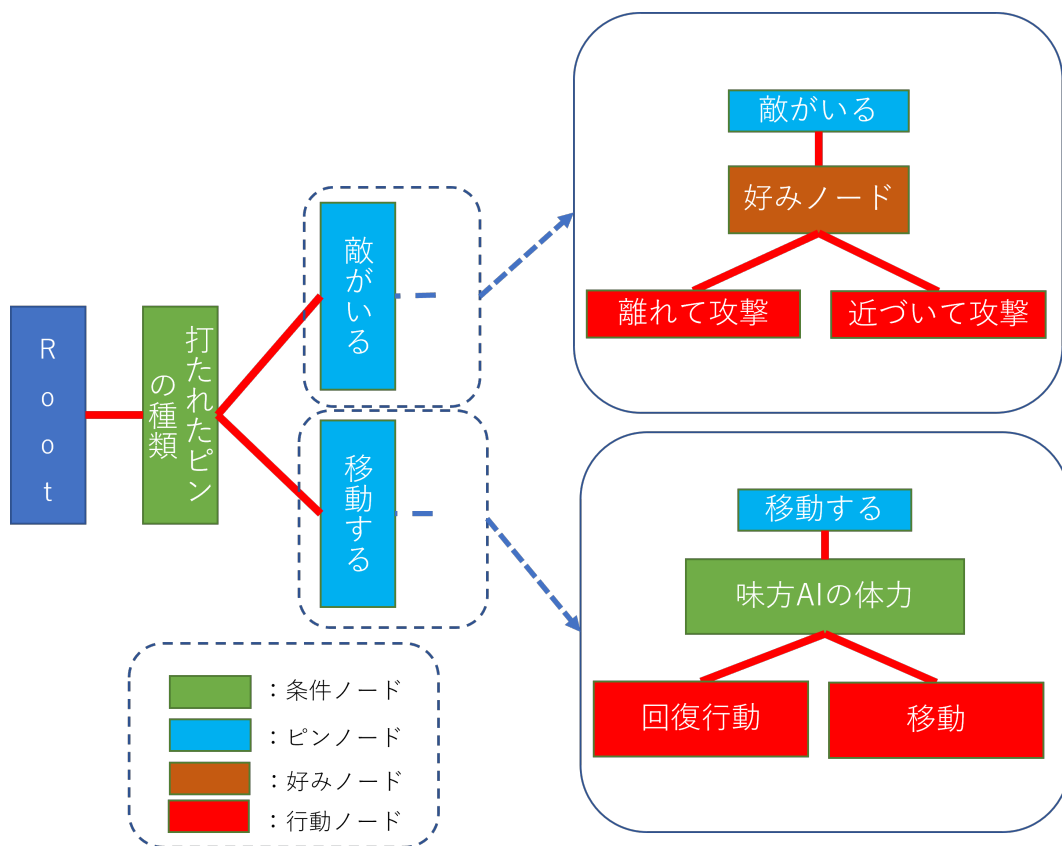


図 6.6 検証 1 で用いたビヘイビアツリー

図 6.6 はピンに一種類の意味を持たせた場合のビヘイビアツリーの実装を示した図である。「敵がいる」ピンに対しては攻撃的な意味を持たせる意図で「離れて攻撃」「近づいて攻撃」, 「移動する」ピンに対しては移動的な意味を持たせる意図で「回復行動」「移動」の行動ノードをそれぞれ実装した。

表 6.2 検証 1 の各ノードの初期値

ノードの名前	ノードの種類	基準値と条件
好みノード	好みノード	等確率で選択
味方 AI の体力	条件ノード	味方 AI の体力が 250 以上

表 6.2 は各中間ノードの 1 回目のプレイ時の基準値と条件を示している。

検証の結果について述べる。一人の被験者のベイズ推定の結果、調整の結果と他の被験者のアンケートの結果を中心に述べていく。

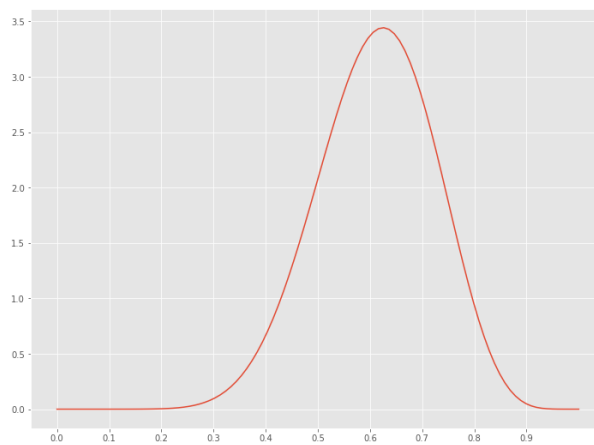


図 6.7 被験者 A の好みノードに関するベイズ推定の結果

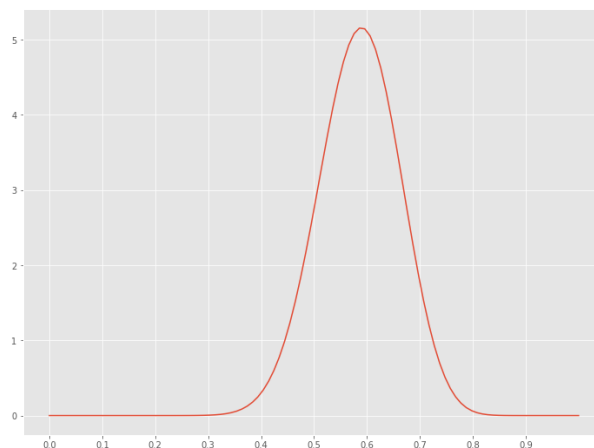


図 6.8 被験者 A の条件ノードに関するベイズ推定の結果

1 回目のゲーム評価後のベイズ推定の結果を示す。図 6.7 と図 6.8 はそれぞれ被験者 A の好みノードと条件ノードに関するベイズ推定を行なった結果を示す。図 6.7 と図 6.8 からどちらも

中間ノードの調整が必要であると示した。他の被験者についても 1 回目のゲーム評価後にベイズ推定を行ったところ同様に中間ノードの調整が必要と示した。

表 6.3 各ノードの 1 回目の調整後の基準値と条件

被験者略称	ノードの種類	基準値と条件
被験者 A	好みノード	「離れて攻撃」 74 % — 「近づいて攻撃」 26 %
被験者 A	条件ノード	味方 AI の体力が 356 以上
被験者 B	好みノード	「離れて攻撃」 31 % — 「近づいて攻撃」 69 %
被験者 B	条件ノード	味方 AI の体力が 393 以上
被験者 C	好みノード	「離れて攻撃」 64 % — 「近づいて攻撃」 36 %
被験者 C	条件ノード	味方 AI の体力が 403 以上

表 6.3 は 3 人の被験者の中間ノードの調整結果を示す。

この調整後のゲームをプレイしてもらい、評価を終えた後にアンケートに回答してもらった。まず、「2つのピンに対してそれぞれ意図通りに味方 AI が動いた点はあるか？」については、被験者全員が「敵がいる」ピンに関しては 1 回目と比べ、意図通りに動いていたと回答した。また被験者 C に関しては「移動する」ピンに対しても意図通りに動いていたと回答した。「2つのピンに対してそれぞれ意図通りに味方 AI が動かなかった点はあるか？」については、被験者 A, B は「移動する」ピンが 1 回目よりは良くなっているがまだ意図通りとはいえないという評価であった。

その後、ベイズ推定が調整不要と判定するまでもしくはプレイ回数が 10 回になるまでプレイと評価を行ってもらった。結果、被験者全員プレイ回数が 10 回になるまでにベイズ推定が調整不要という評価をしていた。

また、検証終了後、被験者にアンケートをとり、まとめたところ以下の様な回答となった。

● 2つのピンに対してそれぞれ意図通りに味方 AI が動いた点はあるか？

- － 攻撃ピンについて、自分のやりたいスタイルに合わせてくれた。
- － ピンで倒してほしい敵や移動してほしい場所などは AI に正確に伝えられていた。
- － 回復のタイミングや移動の意図は大体の場合、伝わっていた。

● 2つのピンに対してそれぞれ意図通りに味方 AI が動かなかった点はあるか？

- 戦闘中に時間のかかる回復行動になるなど一部の条件の時には調整が邪魔になることがあった。
- 攻撃ピンを打った際に時々本来の狙いと違う敵を攻撃してしまう。

6.6 検証 2

ピンに複数の意味を持たせた場合での検証について述べる。6.5 節ではピンに対して「敵がいる」ピンなら「近づいて攻撃」「離れて攻撃」などの攻撃的な意味、「移動する」ピンであれば「移動」「回復行動」などの移動的な意味としてそれぞれ 1 種類の行動について意味を持たせていた。この検証では「移動する」ピンに対して移動的な意味だけでなく攻撃的な意味の行動を加えて、「移動する」というピンからプレイヤーの意図する行動を味方 AI が推察できるかを検証した。

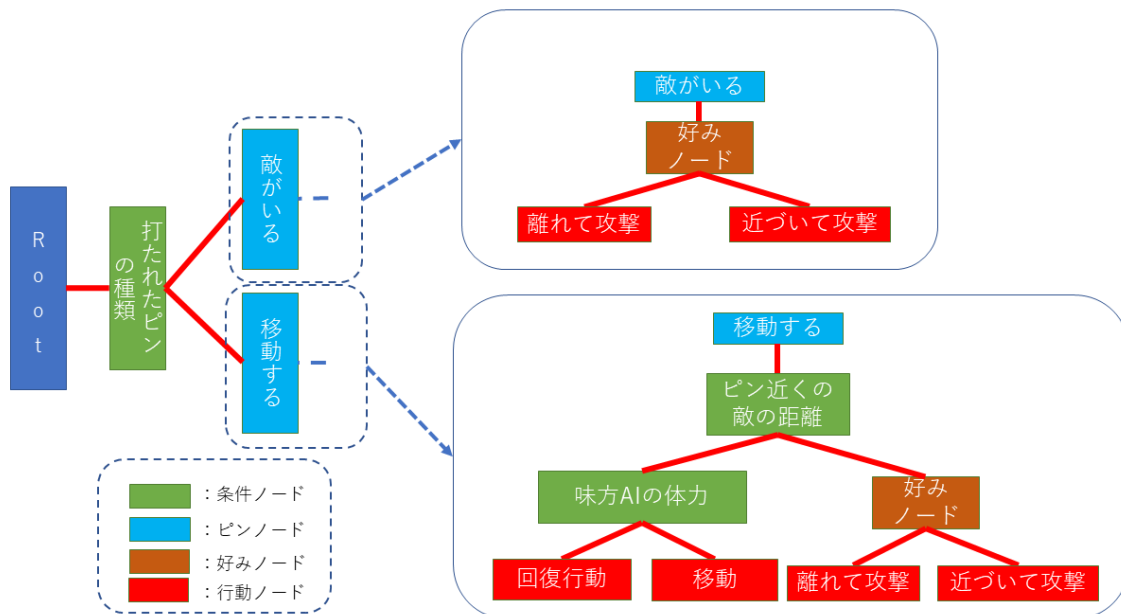


図 6.9 検証 2 で用いたビヘイビアツリー

図 6.9 は検証 2 で実装したビヘイビアツリーの図である。

表 6.4 検証 2 での各ノードの初期値

ノードの名前	ノードの種類	基準値と条件
好みノード	好みノード	等確率で選択
味方 AI の体力	条件ノード	味方 AI の体力が 250 以上
ピン近くの敵の距離	条件ノード	ピン近くの敵の距離が 10 以下

表 6.4 は検証 2 で実装した各ノードに与えた初期値を示す。

検証 2 の結果について述べる。この検証の被験者は 2 名が参加した。この被験者 2 名を被験者 D, 被験者 E とする。

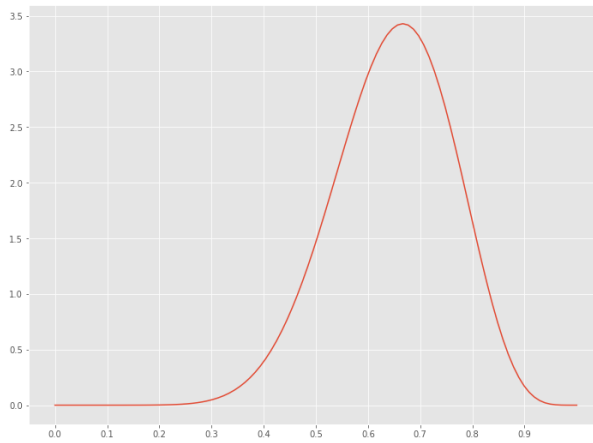


図 6.10 被験者 D の 1 回目の好みノードのベイズ推定の結果

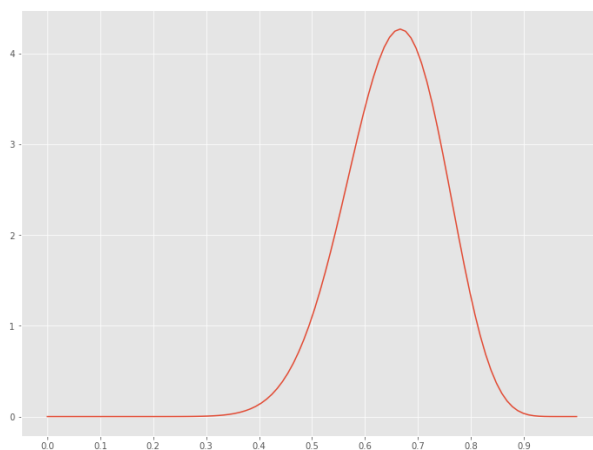


図 6.11 被験者 D の 1 回目の条件ノードのベイズ推定の結果

図 6.10 と図 6.11 はそれぞれ被験者 D の好みノードと条件ノードのベイズ推定の結果である。

被験者 D は一回目のプレイの後の評価で「敵がいる」ピンの好みノードと「移動する」ピンのピン近くの敵の距離の条件ノードが調整が必要であるとベイズ推定は評価した。

表 6.5 1 回目の調整の結果

被験者略称	ノードの名前	属しているピン	ノードの種類	基準値と条件
被験者 D	好みノード	敵がいる	好みノード	「離れて攻撃」24 % 「近づいて攻撃」76 %
被験者 D	ピン近くの敵の距離	移動する	条件ノード	17 以下
被験者 E	好みノード	敵がいる	好みノード	「離れて攻撃」25 % 「近づいて攻撃」75 %
被験者 E	ピン近くの敵の距離	移動する	条件ノード	23 以下
被験者 E	味方 AI の体力	移動する	条件ノード	382 以上

表 6.5 は被験者 D と被験者 E の調整の結果を示す。

この調整後のゲームをプレイしてもらい、評価を終えた後にアンケートに回答してもらった。「2 つのピンに対してそれぞれ意図通りに味方 AI が動いた点はあるか？」については、「敵がいる」ピンは意図通りになっていたという意見は 2 人とも同じだったが、調整が少なかった被験者 D は「移動する」ピンに関しては意図通りになったという意見は出なかった。被験者 E は回復と移動に関しては良くなったという意見が出た。「2 つのピンに対してそれぞれ意図通りに味方 AI が動かなかった点はあるか？」については、被験者 D は「移動する」ピンについては意図通りに動かなかったという意見であった。被験者 E は時々、移動を意図した「移動する」ピンでの指示が攻撃と判断される部分が意図通りに動かなかった点とあげていた。

この検証は 5 回程度、プレイと評価を行ってもらった。被験者 D と被験者 E 共に「ピン近くの敵の距離」ノードが最後まで調整が必要であり、それ以外のノードは 3 回目で調整が不要という判定になった。

また、検証終了後、被験者に行なったアンケートの結果をまとめると以下の様な回答となった。

- 2 つのピンに対してそれぞれ意図通りに味方 AI が動いた点はあるか？

- どちらのピンも攻撃に関してはすぐに自分のやりたいスタイルになった.
 - 移動・攻撃の意図の違いを判別できていた.
 - 移動と回復の見極めも大体の場合でよかった.
- **2つのピンに対してそれぞれ意図通りに味方 AI が動かなかった点はあるか？**
 - 移動ピンは途中 1~3 回目までは意図通りにならないことが目立った.
 - 移動して欲しいだけの時によく勝手に回復に向かってしまうことが多い.
 - ただ敵がいることを示しただけだったのに攻撃をしてしまうことがあった.

6.7 結論と考察

2つの検証を通じて、好みノードの調整は意図の反映が早く、プレイヤーの意図通りの行動を実現する上で有用であることがわかった。また条件ノードの調整もある程度有用ではあるが、ノードの組み方によっては調整がうまく行かなかったりすることがあるということがわかった。またピンというものの位置を正確に伝えられる性質により、対象や目的地を正確に指定できていたという評価もあった。2つ目の検証ではどんなの意図だったか思い出したり考えたりすることが困難そうな様子も見えたため、ゲームの実行の様子や動的な評価から調整を行えるとより評価がしやすくなるを考える。また本研究では、中間ノードの数値のみを変える手法であったが、ノードを変更するなどの調整方法があるとより人の意図する行動に近づくのではと考える。

第 7 章

まとめ

本研究では、ゲーム上で人同士が協力をして行動する際に用いられるゲーム内のコミュニケーションに着目し、その中でも、FPS ゲームという、コミュニケーションが重要なゲームにおいてよく用いられているピンによるコミュニケーションに焦点を当てた。味方 AI にピンによるコミュニケーションから、ビヘイビアツリーを用いて、人からの評価をもとに人が意図した行動に味方 AI の行動を近づける手法を提案した。

検証のために本手法を実装した味方 AI とあらかじめマップに配置された敵を全て倒す FPS ゲームをプレイしてもらい、ピンから味方 AI が決定した行動が正しいかをゲーム終了後に録画を見てもらいながら評価を行い、評価をもとにビヘイビアツリーの調整を行い、プレイヤーの意図通りの行動に近づいているかアンケートを行った。

結果として、好みノードは人の好みを反映しやすく意図通りの行動の実現において必要なノードだと示した。また体力などの数値による条件においてもある程度、意図通りの行動の実現が可能となることを示した。

しかし、ノードの組み方がそもそもその人の考え方と異なった場合、調整がうまくいかないことや調整が終わらないということが見受けられた。また、行動をしてほしいという意図ではなく、ただ情報として知らせたいだけの意図で押したというものもあるなど、本手法の味方 AI では人の行動意図を深くまでは推察はできなかった。

また、本研究では評価を録画を見ながら評価をしてもらう方法を採用したが、選択肢が多くなると評価が困難であることや、その間ゲームプレイから時間が空く、単純な評価で退屈になるなど、このようなことは後々の評価に影響が出ると考えられる。そのため、ゲーム内での自動的な評価ができると良いのではと考える。人同士のゲームにおいても、人が行った良い行動に対して、その場でリアクションを送って良いという気持ちを伝えたりしており、このようなインタラクティブな評価を取り入れることでより、AI の行動が意図通りであると感じやすくなると考える。

本研究では、単純な行動のみ扱ったが、機械学習などと組み合わせて人の考える複雑な作戦をピンから推察し、行動をできるなどするとより味方 AI の有用性が向上すると考える。

また、実際のゲームに本研究を応用する際には、好みノードに関しては検証のような大まかな調整でも好みは反映できるが、ピンを用いるようなオンライン FPS ゲームにおいては、一定の期間でマップや武器が変更し、環境が大幅に変わる場合がある。その際には今までの調整をもとに再調整を行うなどの工夫が必要であると考え。また、条件ノードの調整や複雑な条件の反映にはビヘイビアツリーだけでなく、機械学習などを組み合わせ、予め複雑な条件時の動きを AI に学習させて用意しておき、プレイヤーから複雑な条件時の動きのようなものを AI が検知したら実行することなどをすると、人の意図を反映しやすくなるのではないかと考える。

味方 AI の協調性の向上はゲーム体験の向上や、多人数でチームを組み遊ぶゲームにおいて、人数が足りない際にコミュニケーションの取れる仲間の代わりになるなどコンテンツの新たな楽しみ方を提供することを期待される。

謝辭

本研究のはじまりは学部3年次に実現したいテーマとして考えていた「人間らしい AI」でした。当時はテーマとして固まらず、「人間らしい AI」の研究を形にできませんでした。大学院に入り、もう一度、「人間らしい AI」を実現したいという私のモチベーションをもとに、本研究は進めてきました。ここまで至るには多くの方の助力をいただきました。

渡辺先生には、本研究の指導や相談、学会投稿に向けた添削や口頭発表では発表ではテーマの意図を理解してもらえそうな発表のために多くの指導やリハーサルに時間をかけていただきました。学部生の頃から多くの指導や相談などをしてくださり、本当にありがとうございました。

阿部先生には、ミーティング時に研究に関する多くの助言をいただきました。様々な視点からの助言や発表時には伝わるような伝え方など参考になりました。また、説明が苦手な私にどんなことを説明するべきかなど先生からリハーサル時に多くの伝え方を学びました。学部生の頃から多くの指導や相談などをしてくださり、本当にありがとうございました。

三上先生と大淵先生には予備審査や学会で多くの助言やご指摘をいただきました。様々な視点からの助言やご指摘は研究を進める上でとても参考になりました。本当にありがとうございました。

榊先生には予備審査で多くの助言やご指摘をいただきました。私が馴染みのない、社会科学の観点からも興味深いと言っていただき嬉しかったです。本当にありがとうございました。

また、複数の学会で本研究は発表させていただきました。その際に発表聞いてくださったり、アドバイスをくださった先生方などの多くの方に深く感謝いたします。

研究室の先輩方には論文の添削や学生生活においても多くの助力をいただきました。本当にありがとうございました。

そして、相談や話を聞いたり、息抜きにゲームをしたりしてきた友人や研究室のメンバーに深く感謝いたします。

いつも私を支えてくれた両親に深く感謝いたします。自分が不自由なく研究や自由な大学生活を送れたのは両親のおかげです。

最後に、研究などで辛いとき時を支えてくれたゲームやアニメなどのコンテンツに深く感謝いたします。特に BanG Dream!は大学生活を始めた頃に出会い、これまでの大学生活と研究生活を支えてくれました。友人を作るきっかけやセリフに感動したり、曲に元気付けられました。ライブに参加したことは研究のモチベーションの維持に貢献しました。ありがとうございます。

参考文献

- [1] Call of duty : Modernwarfare 2. <https://www.callofduty.com/ja/modernwarfare2>. 参照: 2022-11月17日.
- [2] Titanfall2. <https://www.ea.com/ja-jp/games/titanfall/titanfall-2>. 参照: 2022-11月17日.
- [3] <https://www.ea.com/ja-jp/games/apex-legends>, ApexLegends-ElectronicArts. 参照: 2022-3-15.
- [4] <https://playvalorant.com/ja-jp/>, VALORANT-Riot. 参照: 2022-3-15.
- [5] <https://www.nintendo.co.jp/switch/av5ja/index.html>, Splatoon3-任天堂. 参照: 2022-11-22.
- [6] <https://www.nintendo.co.jp/switch/acbaa/index.html>, あつまれどうぶつの森-NINTENDO. 参照: 2022-3-15.
- [7] 宗森 純徳野 照馬. 音と動きによるオンラインゲーム向けコミュニケーション機能の開発と適用. 情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, 2015.
- [8] Anthony Tang, Jonathan Massey, Nelson Wong, Derek Reilly, and W. Keith Edwards. Verbal coordination in first person shooter games. CSCW '12, p. 579 – 582, 2012.
- [9] Zachary O. Toups, Jessica Hammer, William A. Hamilton, Ahmad Jarrah, William Graves, and Oliver Garretson. A framework for cooperative communication game mechanics from grounded theory. In *Proceedings of the First ACM SIGCHI Annual Symposium on Computer-Human Interaction in Play*, CHI PLAY '14, p. 257 – 266, 2014.
- [10] 人工知能の作り方 - 「おもしろい」ゲーム AI はいかにして動くのか. 技術評論社, 2016.
- [11] Unreal engine. <https://www.unrealengine.com/ja/>. 参照:2022-11-23.
- [12] <https://unity.com/ja>, Unity. 参照:2022-11-24.
- [13] <https://www.jp.square-enix.com/game/detail/dq4/>, ドラゴンクエスト IV 導かれし者たち-SQUAREENIX. 参照: 2022-11-23.

- [14] Final fantasy xv. <http://www.jp.square-enix.com/ff15/>. 参照:2023-2-5.
- [15] 周済涛, 三宅陽一郎. アクションゲームにおけるディープニューラルネットワーク付きステートマシンを用いたキャラクター ai 強化学習. *The 27th Game Programming Workshop 2022*, 2022.
- [16] Inseok Oh, Seungeun Rho, Sangbin Moon, Seongho Son, Hyoil Lee, and Jinyun Chung. Creating pro-level ai for a real-time fighting game using deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Games*, Vol. 14, No. 2, pp. 212–220, 2022.
- [17] Edgar Handy. Emotional neural style transfer: Expressing character ai emotion through paintings - gdc2022, 2022.
- [18] 滑川静海, 手塚太郎. 遺伝的アルゴリズムによるシューティングゲームにおけるゲーム ai. 人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI2018, pp. 3Pin134–3Pin134, 2018.
- [19] 藤井叙人. 人間らしい振る舞いを自動獲得するゲーム AI に関する研究. PhD thesis, 関西学院大学大学院理工学研究科 人間システム工学専攻, 2016.
- [20] 池田裕太郎, 池田心. アクションゲームにおける特定のプレイヤーの特徴を模倣する ai プレイヤーの作成. 研究報告ゲーム情報学 (GI) , Vol. 9, No. 2020-GI-43, 2020.
- [21] Battle field2042. <https://www.ea.com/ja-jp/games/battlefield/battlefield-2042>. 参照: 2022-11 月 17 日.
- [22] HoChit Siu, JaimeD.Peña, YutaiZhou, EdennaChen, VictorJ.Lopez, Kyle Palko, Kimberlee C. Chang, and Ross E. Allen. Evaluation of human-ai teams for learned and rule-based agents in hanabi. *35th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2021)*, 2021.
- [23] Paul Knott, Micah Carroll, Sam Devlin, Kamil Ciosek, Katja Hofmann, Anca Dragan, and Rohin Shah. Evaluating the robustness of collaborative agents. In *20th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems - Extended Abstract*, May

2021.

- [24] Over cooked. <https://store-jp.nintendo.com/list/software/70010000038868.html>. 参照:2023-2-5.
- [25] Damian Isla. Handling complexity in the Halo2 AI GDC 2005, 2005.
- [26] 三宅陽一郎. A new character decision-making system by combining behavior tree and state machine. 人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI2019, pp. 2O5E305–2O5E305, 2019.
- [27] Nathan Partlan, Luis Soto, Jim Howe, Sarthak Shrivastava, Magy Seif El-Nasr, and Stacy Marsella. Evolving behavior: Towards co-creative evolution of behavior trees for game npcs. In *Proceedings of the 17th International Conference on the Foundations of Digital Games*, 2022.
- [28] 川瀬晴義, 関山浩介, Khusniddin FOZILOV. Behavior tree を用いたリアルタイム行動計画. ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, Vol. 2021, pp. 1A1–E18, 2021.
- [29] Valasquez Araque Daniel. Inclusive online social play through non-verbal communication. Master’s thesis, Malmöuniversitet, Faculty of Culture and Society, 2020. MasterThesis.
- [30] <https://www.capcom.co.jp/monsterhunter/rise/>, MONSTERHUNTERRISECAPCOM. 参照: 2022-3-15.
- [31] 中川絢太, 佐藤直之, 池田心. ゲームの目的達成のみを追求した AI では生まれにくいゲーム内行動の分類と考察. 情報処理学会研究報告, 2016.
- [32] 三宅陽一郎. デジタルゲームにおける人工知能技術の応用の現在. 人工知能学会論文誌, Vol. 30, No. 1, pp. 45 – 64, 2015.
- [33] Ai 最前線の現場から【スクウェア・エニックス】ゲーム・キャラクターはどのように意志決定するのか. <https://thinkit.co.jp/article/10012>. 参照:2022-11-23.
- [34] ベイズの定理の導出と考え方をわかりやすく解説. <https://ai-trend.jp/basic->

study/bayes/bayes-theorem/. 参照:2023-2-5.

[35] 10-4. ベイズの定理. <https://bellcurve.jp/statistics/course/6444.html>. 参照:2023-2-5.

[36] <https://jp.akinator.com/>, アキネーター. 参照:2022-8-2.

[37] 伊藤誠悟, 河口信夫. アクセスポイントの選択を考慮したベイズ推定による無線 lan ハイブリット位置推定手法とその応用. 電気学会論文誌C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 126, No. 10, pp. 1212–1220, 2006.

[38] 藤木峻, 橋本典明, 川口浩二, 櫻庭敏. うねり性波浪の実態解明に向けた方向スペクトル推定手法の高精度化に関する研究. 土木学会論文集 B2(海岸工学), Vol. 72, No. 2, 2016.

[39] 義澤勇輝. ベイズ理論を用いたビヘイビアツリーの間ノードの評価に関する研究. Master's thesis, 東京工科大学大学院 バイオ・情報メディア研究科, 2019. 修士論文.

[40] Pymc3 を使った python ベイズ推定超入門. <https://www.salesanalytics.co.jp/datascience/datascience104/#i-2>. 参照:2022-12-22.

第 8 章

発表業績

ポスター発表

1. 我彦拓磨, 渡辺大地, 荷物所持を考慮した電車降車時の群衆シミュレーション, NICO-GRAPH2019, 2019
2. 我彦拓磨, 渡辺大地, 密集を避ける行動をするための群衆行動シミュレーション, NICO-GRAPH2020, 2020
3. 我彦拓磨, 阿部雅樹, 渡辺大地, お察し行動をするチームワーク AI, 映像表現・芸術科学フォーラム 2022, 2022
4. 我彦拓磨, 阿部雅樹, 渡辺大地, お察し行動をするチームワーク AI, NICOGRAPH2022, 2022

口頭発表

1. 我彦拓磨, 阿部雅樹, 渡辺大地, お察し行動をするチームワーク AI, 令和3年度第2回芸術科学会東北支部研究会, 2022
2. 我彦拓磨, 阿部雅樹, 渡辺大地, お察し行動をするチームワーク AI, 第33回デジタルコンテンツクリエイション研究会, 2023