

2023年度 卒業論文

MOBA ゲームにおける
プレイヤー意図受け取りシステムに関する研究

指導教員：渡辺 大地 教授

メディア学部 ゲームサイエンスプロジェクト

学籍番号 M0A20062

大田 浩輝

2024年2月

2023年度 卒業論文概要

論文題目

MOBA ゲームにおける
プレイヤー意図受け取りシステムに関する研究

メディア学部

学籍番号：M0A20062

氏名

大田 浩輝

指導
教員

渡辺 大地 教授

キーワード

ゲーム AI、ゲーム、意図受け取り、味方 AI、ゲーム内コミュニケーション

MOBA ゲームとはプレイヤーが二つのチームに分かれてそのチーム内で味方と協力しながら敵チームの拠点を破壊することを目的としたゲームである。このような味方と協力して戦うゲームにおいてはプレイヤー 1 人で勝利を掴むことが困難であるため味方同士でそれぞれが持つ情報を元に戦略を立てながら戦う必要がある。その際に、ボイスチャットやテキストチャットなどのゲーム内コミュニケーションがオンラインゲーム内に導入されており、それらを用いて情報交換を行っている。そのオンラインゲームの場合はマッチング時に人数が不足した場合 NPC が用いられる。この NPC の行動は主に人間と対戦しても問題ないような強さをした AI が用いられているが、その行動がプレイヤーに対して想定していた行動と違った際に不満やストレスを与える場合がある。そのため、本研究では提案手法として MOBA ゲームにあるゲーム内コミュニケーションを利用して操作プレイヤーの意図を指示や行動を用いて味方 AI プレイヤーの効用を変化し、操作プレイヤーと味方 AI プレイヤーの効用値を比較して行動選択する手法を行った。そうすることでプレイヤーが味方 AI に対して最適な行動を取っていると判断できるのではないかと考えた。本研究の実験を行った結果攻撃志向の人ではなく防御志向の人にとっては操作プレイヤーにとって最適な行動を取ることが出来たという評価となった。また、自由に記述する欄では「こちらは守りに徹していたので、敵拠点を攻撃しようとした味方との役割分担ができていたと思う。人数不利になった時に味方が敵プレイヤーへの攻撃を推奨していて状況把握ができていたと思った。」とあることから守りに徹していた場合味方の行動がプレイヤーの思う最適な行動を取れていた。

目次

第1章	はじめに	1
1.1	背景と目的	1
1.2	論文構成	5
第2章	提案手法	6
2.1	意図を受け取り行動を判断するシステムについて	6
2.2	本研究で用いるゲームの内容	7
2.3	味方 AI の行動選択決定システムの設定について	8
第3章	評価と分析	12
3.1	実験内容について	12
3.2	実験結果	14
3.3	考察	16
第4章	まとめ	19
	謝辞	20
	参考文献	21

目 次

2.1	本研究で用いたゲームの対戦時の図	8
2.2	本研究で用いたゲーム内のコミュニケーションの図	9
2.3	効用値表例	10
3.1	本研究で用いたゲームの対戦時の図	12
3.2	本研究で用いたゲームの一状況の優勢劣勢判断の判定で用いる図	13
3.3	本研究で用いたゲームにおける操作確認中の図	14
3.4	10段階評価を行ったアンケートの箱ひげ図	16
3.5	優勢と劣勢に選択した人による最適な行動を取ったかの差の箱ひげ図	17
3.6	攻めると守るに選択した人による最適な行動を取ったかの差の箱ひげ図	17

表 目 次

3.1	年齢	15
3.2	MOBA ゲームのような複数人で協力するオンライン対戦ゲームの経験	15
3.3	本研究で用いたゲームの一状況にてプレイヤー側が優勢か劣勢かについて	15
3.4	表 3.3 の状況における次の行動を攻めるか守るかについて	15

第 1 章

はじめに

1.1 背景と目的

MOBA ゲームとは Multiplayer online battle arena (以下「MOBA ゲーム」) の略称であり、ゲームにおける Real Time Strategy (「以下 RTS ゲーム」) のジャンルの一つである。MOBA ゲームは RTS ゲームと同じく近年話題になっている eSports のゲームジャンルの一つとなっており、大会が行われているゲームタイトルの例として、「League of Legends [1]」や「Dota2 [2]」、「伝説対決 (Arena of Valor) [3]」、「Brawl Stars [4]」などが挙げられる。他にも、「モバイル・レジェンド: Bang Bang [5]」や「Vainglory [6]」、「#コンパス【戦闘摂理解析システム】 [7]」、「Pokémon UNITE [8]」のような PC やスマートフォンなどのマルチプラットフォームで遊ぶことの出来る人気なゲームジャンルとなっている。

この MOBA ゲームが eSports のゲームジャンルの一つとなっている理由としてはゲーム内容にあり、主に 3 対 3 や 5 対 5 などのチームでプレイヤー 1 人ひとりが 1 つのキャラクターを操作して自陣を守りながら敵陣の本拠地の破壊を目的とするゲームとなっており、ゲームが進行するごとに状況が変化し、さらにプレイヤーによって敵の位置や動きなどの情報が異なるため状況判断能力や戦略性、チームワークがとても重要なゲームとなっている。そのため、味方とのコミュニケーションを行う必要がありボイスチャットや「○○に集合!」「○○に行きます!」のような定型チャット、敵の位置情報などを味方に伝える Ping (ピン)、喜びや悲しみなどの感情を表すスタンプなどがある。例として、「Pokémon UNITE [8]」ではクイックチャットから「仲間を待とう!」や「いったん退こう」などの定型文の他に 3 つの合図が実装されている。また、「FORTNITE [9]」などの FPS ゲームではマーカーピンが実装されていてマップ上にピンを指すことで敵の位置や次の移動先を味方に示すのに用いられている。他にも、ゲームによって止まってクルクル回ったり、自分目線で見える敵に対して攻撃することで味方に敵がいる場所を伝えたりといったようにゲー

ムごとに決められた行動を認識させることで伝えるものもある。

また、ゲームにおいてノンプレイヤーキャラクター（以下「NPC」）という人間プレイヤーが操作するのではなく、AIが操作しているキャラクターが存在する。このNPCは「ドラゴンクエスト [10]」のようなRPGにおける一時的に味方に加わるキャラクターや村人、敵モンスターなどである。本研究で扱うMOBAゲームのような複数人の人間によるオンライン対戦ゲームにおいては、マッチング人数の不足により対戦を始めることが出来なくなることを防ぐためやマッチング時間の短縮、対戦の練習場（プレイヤーとNPCのみで対戦するもの）で用いられている。

NPCに用いられているようにゲームAIはゲームのあらゆる所で用いられている。そのゲームAIの研究についての研究が存在する。藤井ら [11][12] は人間の動きを模倣するため人間の生物学的制約を強化学習に導入し身体的な制約としてゆらぎと遅れと疲れを生き延びるために必要な欲求として訓練と挑戦のバランスを定義して、アクションゲームのInfinite Mario Bros. を用いてNPCが人間らしい振舞いを表出出来ているかを検討した。結果、多数のプレイヤーにとってより「人間らしい」と解されるNPCを自動的に構成できることを示した。高岡 [13] は近年機械学習を用いて作成したゲームAIによってプロ棋士でも対応できないような力を持ったAIなどが出来ているなか、特定のゲームのAIを強くするため、不完全情報ゲームの一つである花札を対象として、ゲームAIで良く用いられているモンテカルロ木探索を用いてゲームAIを強くすることを行った。結果、強すぎるAIは面白くないAIであることが判明しそこで面白さを与える実験を行い、独自に定めた面白さによって人間プレイヤーに面白さを与えられるかを検証する実験では一部の面白さを満たすことが出来たが人間プレイヤーへ面白さを与えるところまでは行き着かずまた、データ数の不足の問題点を内包することとなった。山本ら [14] は、対戦型ゲームにおけるゲームが上手くない人が勝てなくて楽しくなくなることを防ぐためにある手加減をするAIの問題である明らかな手加減をされてると感じるなどから対戦相手の強さを変えずにAIの支援によってプレイヤーが勝利に近づくこと、プレイヤーの支援するAIを用いた時にプレイヤーが手加減AIとの対戦よりも楽しんでもらえるため、プレイヤーの操作に介入して代わりに操作を行うAI（防御AI）と防御AIへプレイヤーの操作に介入するタイミングを通知するAI（危険予測AI）の二つのAIを用い、防御AIにはできるだけ攻撃を受けないような行動を、危険予測AIにはプレイヤーのHPを削られないような行動を学習させた。結果、プレイヤーの平均HPやスコアを上げるこ

とができただがプレイヤーが思った通りの動きができない時があるという問題が生じた。

ゲーム AI の研究の中でも味方に対して行動を起こすことで人間プレイヤーに与える影響などについての評価を行う研究について以下のような研究が存在する。例えば、吉谷 [15] は制作したコマンド形式のターン制ゲームを用いて人間プレイヤーが望まない行動を取る問題に対して人間の価値観（効用）を用いる研究を行った。しかし、このようなコマンド形式のゲームと違って MOBA ゲームのような状況の変化が起こる時間が分からないゲームに対しては評価がされていないため有用となるか不明である。他にも似たようなものとして、板東ら [16] は OVERCOOKED[17] のような課題に対して協力する形式のマルチプレイヤーゲームを用いて協力型マルチプレイヤーゲームで勝率を向上させるための協力ではなく、人間プレイヤーを活躍させるための協力を行うことを目的とした研究を行った。しかし、板東ら [16] が用いたゲームは対人戦ではない協力ゲームであり対人戦の場合に対しては評価がされていないため有用となるか不明である。山田 [18] は、ゲーム初心者が仲間との意思伝達が上手くいかないことからゲームを楽しめないという問題のため、どのような意思伝達を対象とするかとその意思伝達の発生しやすい実験環境について考察し、そこで得られた意思伝達をどう分析をするかの提案を APEX[19] などのシューティングゲームを簡略化した三人称視点の二人協力型 2D シューティングゲームを自作し、この意思伝達をステージ選択中・アイテム出現中・戦闘中の 3 つの状況についてそれぞれ 2 通りの計 6 種類を用いてデータの収集を行い、それを用いて教師あり学習を行うというものである。しかし、山田 [18] が用いたゲームは持ち時間以内に得点を集めることを主目的としたものでエリア内にいる敵を倒すことで得点を加算するものであり対人戦の場合に対しては評価がされていないため有用となるか不明である。我彦 [20] は、オンライン FPS ゲームにおけるプレイヤーの味方になる可能性のある味方 AI の行動がプレイヤーによっては想定している行動と異なるため不満を持たれていたため、人の意図する行動に近づけるため、ゲーム内コミュニケーションのピンから AI がビヘイビアツリーをもとに行動を選択し、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 を近づけていく事を行った。結果、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が、我彦 [20] が用いたゲームはマップに配置された敵を全て倒す FPS ゲームであり対人戦の場合に対しては評価が

されていないため有用となるか不明である。竹内 [21] は、現状幅広いジャンルにおいて AI が活用されているため今後を考えて人間と AI が協調して動作するシステムをゲームにおいて実現するため、将棋を対象としてアドバイスによって効率的な処理を行うシステムを用いて実験を行い、アドバイスを利用するプレイヤーとそうでないプレイヤーの対戦で提案システムの性能を評価を行った。結果、強いプレイヤーからのアドバイスを受けたゲーム AI がそうでない AI に対して有意に勝ち越すことを示した。和田ら [22] は、市販のコンピューターゲーム特に RPG と呼ばれるジャンルでは、ゲーム AI が操作するキャラクターとチームを組んで遊べるものも多いが、しばしば仲間 AI プレイヤーは期待に反する行動を取り、プレイヤーの不満に繋がるということから人間プレイヤーが選択した行動から人間プレイヤーの重視する目的を推定し、それを AI プレイヤーの行動選択に活用することでその人間プレイヤーにとって満足度が高い AI プレイヤーを生成することを目指した。結果、モンテカルロ法におけるシミュレーション戦略を複数用意することで効用要素をより正しく推定することができ、被験者実験により人間プレイヤーの効用関数を正しく推定できることを示したが、MOBA ゲームのようなターン制ではないものに対しては評価がされていないため有用となるか不明である。

これらの研究では人間と協力することで人間プレイヤーを活躍させたりスコアを増加させたりといったように上手く人間プレイヤーの意図を反映していたが、MOBA ゲームのように都度ゲーム状況が変化していくようなゲームに対しての評価がされていないため同様に用いることが出来るかが不明である。そこで本研究では操作プレイヤーの指示を受け取り操作プレイヤーにとって最適な行動をすることを目的とし、MOBA ゲームにあるゲーム内コミュニケーションを利用して操作プレイヤーの意図を指示や行動を用いて味方 AI プレイヤーの効用を変化させ、操作プレイヤーと味方 AI プレイヤーの効用値を比較して行動選択する手法を行った。

結果として、攻撃志向の人ではなく防御志向の人にとっては操作プレイヤーにとって最適な行動を取ることが出来たという評価となった。また、自由に記述する欄では「こちらは守りに徹していたので、敵拠点を攻撃しようとした味方との役割分担ができていたと思う。人数不利になった時に味方が敵プレイヤーへの攻撃を推奨していて状況把握ができていたと思った。」とあることから守りに徹していた場合味方の行動がプレイヤーの思う最適な行動を取れていたと分かった。また、「自分が攻撃すると、味方もたまに一緒に攻撃してくれる。」や「敵拠点を攻撃を指示したが攻

撃してくれない」とあることからプレイヤーにとってして欲しい行動を取ってくれることもあるが取ってくれないこともあると分かった。よって、その状況ごとで味方にとって最適な行動が出来ることがあるがそれによって操作プレイヤーにとって不満を持つこともあると分かった。

1.2 論文構成

本論文は、全5章にて構成する。第2章で提案手法について述べ、第3章で実験の結果と考察について述べ、第4章でまとめを述べる。

第 2 章

提案手法

本章では、本研究で用いる操作プレイヤーの意図を受け取り次の行動を判断するシステムとゲーム内容について述べる。

2.1 意図を受け取り行動を判断するシステムについて

MOBA ゲームにおいてキャラクターごとが持つ情報がいくつかある。例として、HP や敵との距離などである。また、不完全情報ゲームのような操作プレイヤーが見えていない場面で状況が変化しているようなゲームにおいては特に情報が大切となっている。吉谷 [15] は、人によって効用が違って同じ状態を評価しても違った評価が返ってきたり、先の未来の状態を予想して評価する際に違った評価をした利すると述べている。また、AI プレイヤの選択した行動がに対して合理的と思えないなどの要因からストレスを与えていることから不快に思わせないようにするには人間の効用を理解し効用に反する行動をとらないことが大切と述べている。また、渡邊ら [23] は、完全情報ゲームと比べて人間プレイヤを圧倒するような強さを持つ AI になっていない原因として完全情報ゲームではお互いが最善手と思われる手を選択する事が前提となるのに対して、不完全情報ゲームでは、相手の取った手が相手の取り得る最善手であるかどうかの判断が出来ない事から人間が選択したある手に対しそれが最善手であるか最善ではない手であるか分からないため最善だという前提に基づいてゲーム AI が選択した手も最善ではなくなってしまうかもしれないと述べている。よって、プレイヤーから見てその行動が最適な行動なのかについては分からないため、プレイヤーにとってストレスや不信感を与えることになっている。そのようなキャラクターごとに異なる情報を共有するためにゲーム内コミュニケーションが用いられ、本研究は定型文を用いる。また、ゲームが進行するたびに状況が変化するので残り時間を情報に組み込む。それらの情報を元にキャラクターそれぞれに対して効用を評価して高い行動を選択する「ユーティ

リティベース AI」を用いた。

2.2 本研究で用いるゲームの内容

本研究では、簡単な MOBA ゲームを想定して味方 NPC に対して本手法を用いたシステムを導入している。本研究で用いるゲームの制作にはゲームエンジンである Unity[24] を用いた。ゲーム内容としては 3 対 3 の対戦ゲームで味方と敵は AI を用いて動かしている。プレイヤーの行動内容としては、移動と遠距離攻撃、ゲーム内コミュニケーションを用いた指示となっている。遠距離攻撃はずっと出来るわけではなく 3 つまで最大攻撃回数を貯めることができ、時間によって回数が回復するものとなっている。キャラクターは敵に 4 回攻撃を受けると倒されるものとなっており回復はしないものとしている。ただし、敵に倒されても一定の時間が経過すると自陣にて復活して再度戦うことが出来るものとなっている。プレイヤーは敵に倒された際、復活までの時間倒された地点の状況を確認することが出来るものとなっている。制限時間は 2 分 30 秒としており簡単にプレイすることが出来るようにしている。勝利条件としては、敵の拠点の HP を 0 にすることもしくは、制限時間終了時に自拠点の方が敵の拠点よりも破壊されていないことである。図 2.1 は本研究で用いたゲームにおける対戦時の画像である。図上のゲージがプレイヤー側と敵側の拠点の HP で図上中央に制限時間、右下が攻撃の際に用いる攻撃する方向を操作するもの、左下に操作説明、左上に味方 2 人別々にその状況における味方が思う最適な行動が表記されている。また、所々に設置されているねずみ色の壁は通ることが出来ず攻撃も通らないが、水色の範囲は通ることが出来ない代わりに攻撃は通るものとなっている。

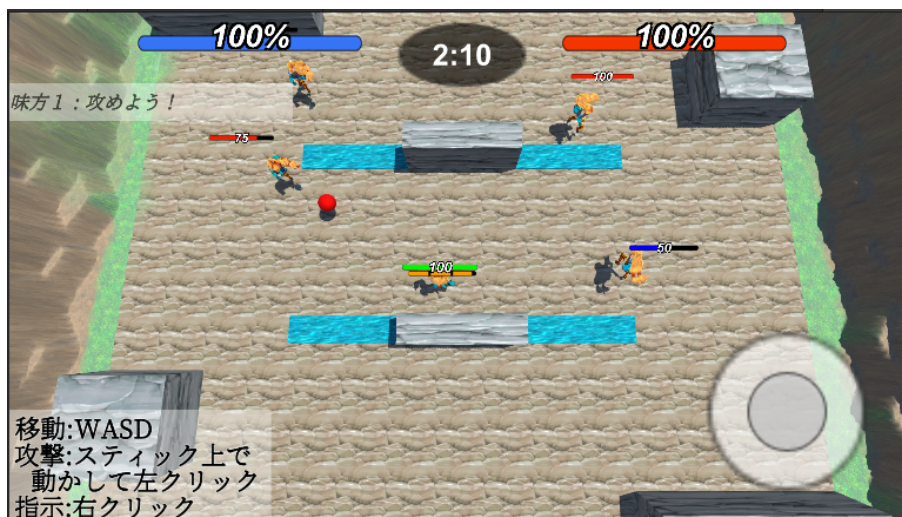


図 2.1 本研究で用いたゲームの対戦時の図

2.3 味方 AI の行動選択決定システムの設定について

前節で述べたように MOBA ゲームにはいろいろな情報がある。本研究で用いたゲームにおける情報として以下が挙げられる。

- 自分・味方の HP
- 自拠点・敵拠点の HP
- 味方・敵との距離
- 現在の攻撃弾数（時間経過で回復）
- 味方の指示内容
- 攻めているか撤退しているか判定

上記の情報を元に効用値の計算を行う。

$$U = a + b + c + d + e + f + g \quad (2.1)$$

上記式の a は自分のダメージを受けた HP、 b は操作プレイヤーのダメージを受けた HP、 c は自拠点の残りの HP、 d は敵拠点の残りの HP、 e の操作プレイヤーとの距離と f の敵との距離に関しては下記式の計算にて求められる数値、 g は現在の攻撃弾数となっている。

$$|\vec{d}| = \vec{m} - \vec{p} \quad (2.2)$$

上記式の $|\vec{d}|$ はベクトルで \vec{m} は自分の座標、 \vec{p} は e ではプレイヤーの座標、 f では敵ターゲットの座標が入る。また、本研究で用いたゲームにおいてキャラクターの HP を 100、拠点の HP を 200、キャラクターが受けるダメージ数を 25、拠点が受けるダメージ数を 10 としている。上記の式で用いなかった情報の使い方について以下に述べる。まず、味方の指示内容については操作プレイヤーが味方に対して行うゲーム内コミュニケーションを用いる。図 2.2 は本研究で用いたゲーム内のコミュニケーション画像である。以下図にある「敵拠点到攻撃、敵に攻撃、攻めよう、撤退」の 4 つの指示内容が行われた際の味方の行動ごとの効用値の計算にてもし効用が 2 番目に高いものであったらその行動を選択するものとなっている。例として、効用が高い行動順に「敵拠点到攻撃、敵に攻撃、攻めよう、撤退、プレイヤーに近づく」の場合に「敵に攻撃！」を指示すれば味方の行動選択として敵に攻撃が選ばれるというものとなっている。



図 2.2 本研究で用いたゲーム内のコミュニケーションの図

次に、攻めているか撤退しているかの判定については操作プレイヤーの移動情報を用いている。プレイヤーの移動情報を求める計算が以下となっている。

$$\vec{d} = \vec{t} - \vec{p} \quad (2.3)$$

上記式の \vec{d} はベクトルで \vec{t} はターゲットの座標、 \vec{p} はプレイヤーの座標が入る。上記式で求め

たベクトル (\vec{d}) と一定の時間後に求めたベクトル (\vec{d}_1) を比べる。味方の行動の選択としてある敵・敵拠点に攻撃と撤退があり、例として $|\vec{d}| > |\vec{d}_1|$ の場合ターゲットに近づいているため味方の効用が高い行動順に「敵拠点到攻撃、敵に攻撃、攻めよう、撤退、プレイヤーに近づく」の場合味方の行動選択として「敵に攻撃」が選ばれるというものとなっている。

また、操作プレイヤーにとって行動の変化に最適だと考えるものが変わってくる。例として、以下の表を用いる。以下表では現在敵に攻撃している場合、次の行動への選択に用いる効用値の計算時に撤退を選択するよりも攻めた方が効用が高いとプレイヤーが考えているということを示している。この表にある数値に関してはゲームが進行するにつれて変更されるものとなっている。例として、ゲーム内コミュニケーションを用いて頻繁に「敵拠点到攻撃」を指示している場合下記表における次に選択する行動の縦列の「敵拠点到攻撃」の数値が一定の時間増えるというものである。他にも、頻繁に攻撃を行っていたら下記表における次に選択する行動の縦列の「撤退」の数値が一定の時間低下するものとなっている。

次に選択する行動

	撤退	攻める	プレイヤーに近づく	敵に攻撃	敵拠点到攻撃
撤退	1	3	1	2	2
攻める	1	2	2	2	3
プレイヤーに近づく	1	3	1	2	2
敵に攻撃	1	3	1	2	1
敵拠点到攻撃	1	2	1	2	3

図 2.3 効用値表例

上記表の見方としては左列の 5 つの行動が現在行っている行動でその行動に対してその行動の行の列を見て 5 つの行動に対して計算を行うというものである。表の数値は複数回試した際に最適だと思う数値を設定したものである。これらの情報を元に最終的な効用値を行動ごとに計算する。その場合上記表における現在の行動の行を i とし、次に選択する行動の列を j とする。また、

上記効用値の表の数値結果を $S_{i,j}$ とする。例として、 i は現在の行動が「攻める」の場合 2、「敵拠点に攻撃」の場合 5 となり、 j は次に選択する行動が「撤退」の場合 1、「敵に攻撃」の場合 4 となる。よって、現在の行動が「攻める」で次に選択する行動を「敵に攻撃」と仮定して計算する場合 $S_{2,4}$ となる。その計算を以下に述べる。

$$V_i = U_i + S_{i,j} \quad (2.4)$$

上記式の U は行動選択の計算をする際のものを用いている。上記計算例のように現在の行動に対して横列の行動分である 5 つの計算を行う。その行動ごとの効用値の結果の最大値を求める。

$$\max (V_1, V_2, V_3 \dots) \quad (2.5)$$

上記式の V_1 は上記表における撤退の場合の計算結果、 V_2 は上記表における攻めるの場合の計算結果、 V_3 は上記表におけるプレイヤーに近づくの場合の計算結果、 V_4 は上記表における敵に攻撃の場合の計算結果、 V_5 は上記表における敵拠点に攻撃の場合の計算結果となっている。この計算結果によって求められる効用値が高い順番を元に味方の指示内容と攻めているか撤退しているかの判定を用いて効用の順番を入れ替えていき結果として一番効用の高い行動となったものを選択するものとなっている。上記計算における最大値を $m(a)$ とする。上記の計算を操作プレイヤーに対しても同様に行う。操作プレイヤーの効用値の計算結果の最大値を $m(p)$ とする。そして、その行動の効用値とプレイヤーの最大の効用値の行動を比べプレイヤーよりも値が高ければその行動を、低ければプレイヤーの最大の効用値の行動を選択するものとなっている。例として、 $m(a) > m(p)$ の場合味方の計算結果によって効用が一番高いとなった行動を選択し、この逆の場合はプレイヤーにとって効用が一番高い行動を選択するというものである。

第 3 章

評価と分析

3.1 実験内容について

実験で用いるゲームについては前章で説明した本研究で用いたゲームを用いる。図 3.1 は本研究で用いたゲームの対戦時の画像となっている。

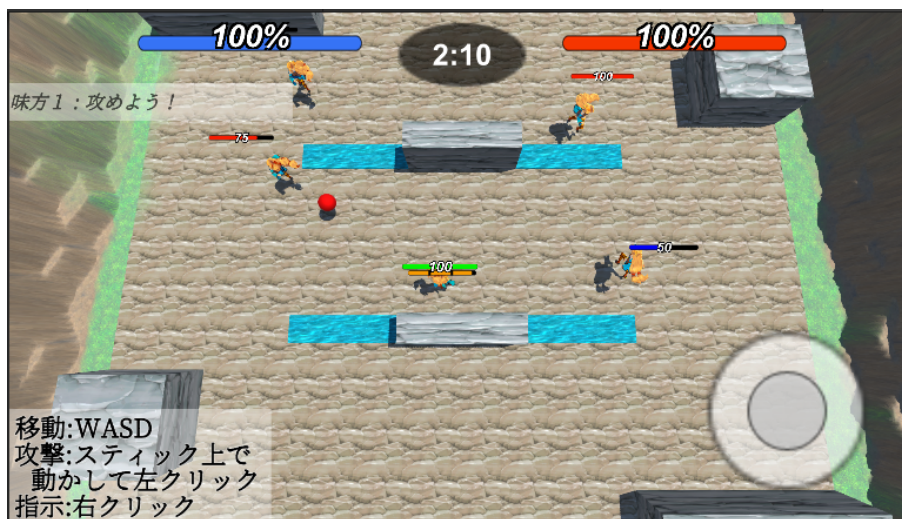


図 3.1 本研究で用いたゲームの対戦時の図

アンケートの内容は以下となっている。まず、簡単に被験者の情報として年齢と MOBA ゲームのような協力するオンライン対戦ゲームをどの程度プレイしたことがあるか、とあるゲームの状況にてプレイヤー側が優勢か劣勢かと次に選択する行動として攻めるか守るかを選択するものについて調査を行った。図 3.2 が本研究で用いたゲームの一状況の画像である。ねずみ色のものが壁で通ることが出来ず攻撃も通らないもの、水色のものが通れない場所だが攻撃は通るもの、赤丸が敵プレイヤー、青が操作プレイヤー、赤の四角が敵側の宝、青の四角がプレイヤー側の宝となっている。内容として、制限時間が半分を切った際のプレイヤーを除く味方が復活待ちでかつ、勝利条件である拠点の宝の破壊をプレイヤー側が多く行うことが出来ている状況というものとなっ

ている。

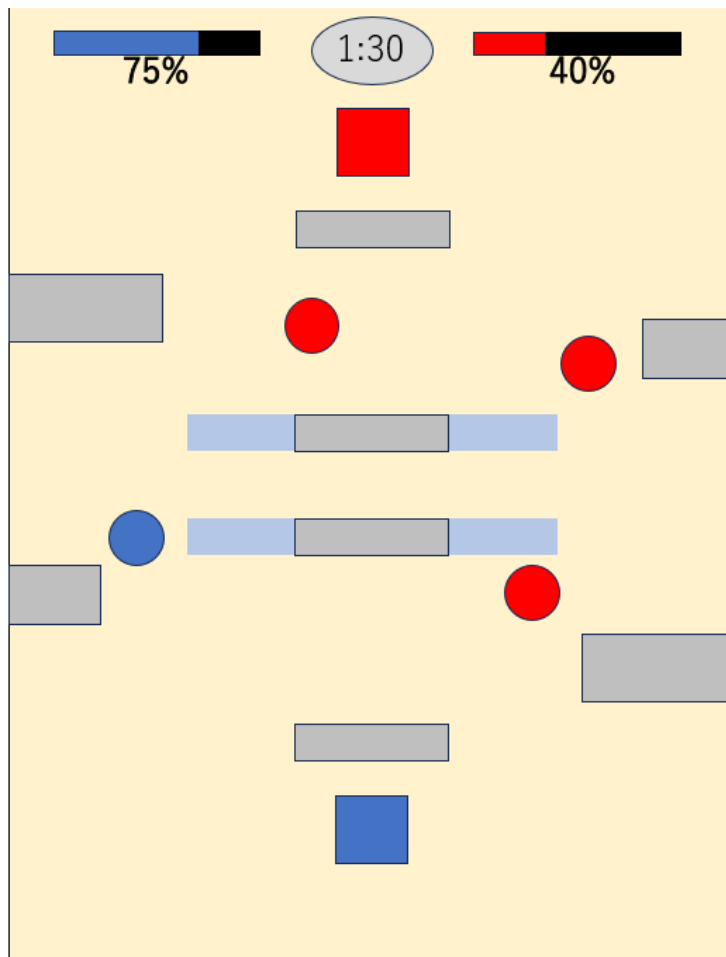


図 3.2 本研究で用いたゲームの一状況の優勢劣勢判断の判定で用いる図

その後、本研究で用いるゲームをプレイするにあたっての移動や攻撃などの簡単な操作確認のプレイを行ってもらい、本研究で用いるゲームをプレイしてもらった。図 3.3 が簡単な操作確認で用いた画像である。



図 3.3 本研究で用いたゲームにおける操作確認中の図

プレイしてもらった後に以下のアンケートに答えてもらうものとした。アンケート内容は以下に述べる。以下のアンケートでは 10 段階の評価を行ってもらっているものとしている。

- プレイしてみて味方の行動は自分思う最適な行動（敵に攻撃して欲しい時に攻撃するなど）をどの程度取っていたか
- 指示をどの程度行っていたか
- 味方は敵と比べて強かったか

自由に記入する欄では以下のアンケート内容を行った。

- 味方に対するコメント
- ゲームに対するコメント

3.2 実験結果

前節で述べた実験を 13 人に対して実施した。表 3.1 では被験者の年齢の内訳、表 3.2 では被験者の内訳を示す。

表 3.1 年齢

年齢	人数
20 歳未満	0
20～30 歳	13
30 歳より上	0

表 3.2 MOBA ゲームのような複数人で協力するオンライン対戦ゲームの経験

選択肢	人数
5 つ以上	0
3～4 つ	5
1～2 つ	5
経験なし	3

表 3.3 は本研究で用いたゲームの一状況にてプレイヤー側が優勢か劣勢かについての内訳、表 3.4 は表 3.3 の状況における次の行動を攻めるか守るかについての内訳を示す。

表 3.3 本研究で用いたゲームの一状況にてプレイヤー側が優勢か劣勢かについて

選択肢	人数
優勢	5
劣勢	8

表 3.4 表 3.3 の状況における次の行動を攻めるか守るかについて

選択肢	人数
攻める	5
守る	8

上記が本研究で用いたゲームをプレイする前のアンケートになる。下記が本研究で用いたゲームをプレイした後のアンケートになる。

10 段階評価にて行ったアンケート結果の一つ目のプレイしてみて味方の行動は自分思う最適な行動（敵に攻撃して欲しい時に攻撃するなど）をどの程度取っていたかについては取れていると判断する人もいれば取れていないと判断する人もいるという結果となった。また、平均値は 4.5

となった。10段階評価にて行ったアンケート結果の二つ目の指示をどの程度行っていたかについてはほとんどの人が多く行っていて、平均値は6.2となった。10段階評価にて行ったアンケート結果の三つ目の味方は敵と比べて強かったかについては人によって違った感想になり、平均値は5.3となった。図3.4はアンケートにて10段階評価を行ったものの箱ひげ図である。

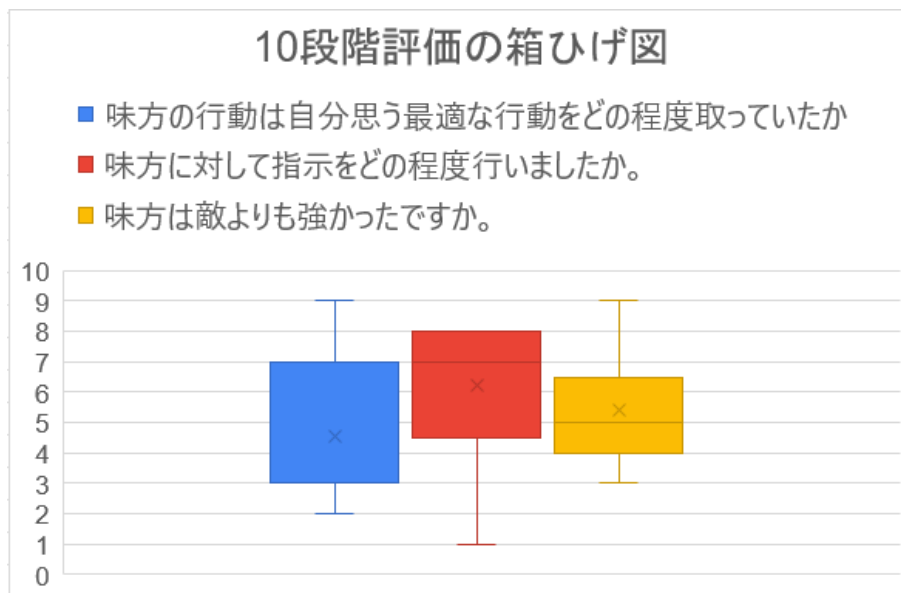


図 3.4 10段階評価を行ったアンケートの箱ひげ図

3.3 考察

操作プレイヤーのアンケート結果から、被験者は多く指示を出していることと敵よりも味方が強く感じたと分かりました。また、プレイしてみて味方の行動は自分思う最適な行動（敵に攻撃して欲しい時に攻撃するなど）をどの程度取っていたかについてよく MOBA ゲームのような複数人で協力するオンライン対戦ゲームを遊んでいる人ほど最適な行動を取っていたと分かった。図3.5は本研究で用いたゲームの一状況にてプレイヤー側が優勢か劣勢かについてのアンケートにてそれぞれの回答ごとにプレイしてみて味方の行動は自分思う最適な行動（敵に攻撃して欲しい時に攻撃するなど）をどの程度取っていたかについての平均値の内訳を示す。図3.5から優勢と答えた人の平均値が6.2に対して劣勢と答えた人の平均値が3.5となったことから優勢と感じるの人に対しては味方の行動が最適に感じるが劣勢と感じるの人に対しては最適に感じられにくいと

分かる。図 3.6 は攻めると守るに選択した人による最適な行動を取ったかの差の箱ひげ図である。図 3.6 から守ると選択した人の平均値が 5.3 に対して攻めると選択した人の平均値が 3.2 となったことから攻撃志向の人にとっては最適な行動を取っていると感じられなかったが、防御志向の人にとっては最適な行動を取っていたと感じられていた。

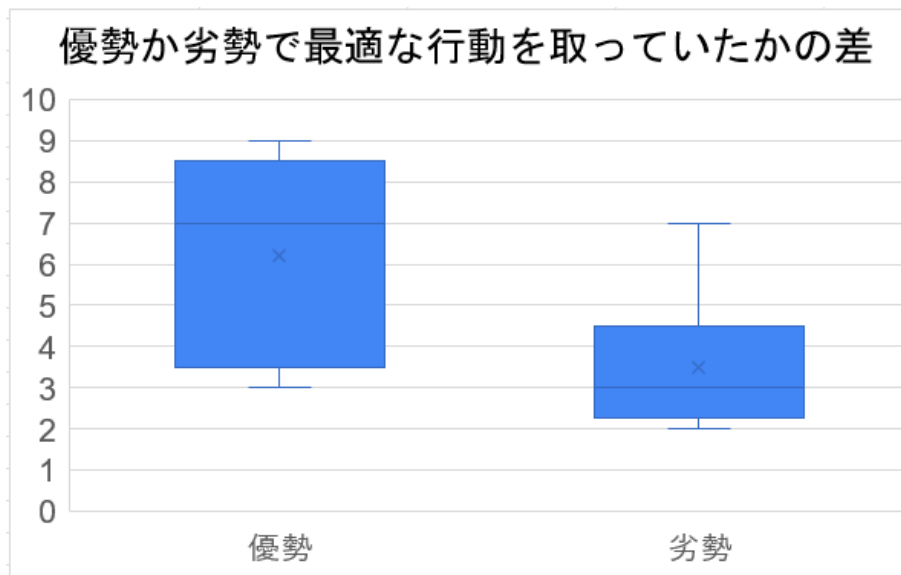


図 3.5 優勢と劣勢に選択した人による最適な行動を取ったかの差の箱ひげ図

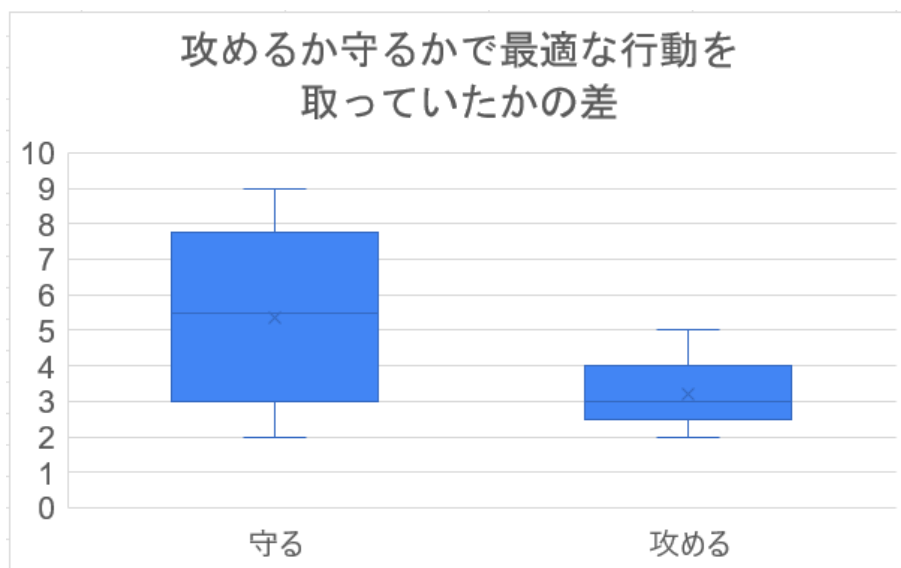


図 3.6 攻めると守るに選択した人による最適な行動を取ったかの差の箱ひげ図

また、自由に記入する欄では「こちらは守りに徹していたので、敵拠点を攻撃しようとした味

方との役割分担ができていたと言える。人数不利になった時に味方が敵プレイヤーへの攻撃を推奨していて状況把握ができていたと思った。」とあることから守りに徹していた場合味方の行動がプレイヤーの思う最適な行動を取れていたと分かった。また、「自分が攻撃すると、味方もたまに一緒に攻撃してくれる。」や「敵拠点の攻撃を指示したが攻撃してくれない」とあることからプレイヤーにとって欲しい行動を取ってくれることもあるが取ってくれないこともあると分かった。よって、その状況ごとに味方にとって最適な行動が出来ていることがあるがそれによって操作プレイヤーにとって不満を持つこともあると分かった。

第 4 章

まとめ

本論文では、操作プレイヤーの意図を受け取り操作プレイヤーにとって最適な行動をすることを目標としてプレイヤーの意図受け取り行動を判断するシステムを導入する手法を提案した。実験として本研究で用いたゲームをプレイしてもらいアンケート調査を行った。本研究で用いたゲームをプレイしてもらう前に行ったアンケートによる本研究で用いたゲームの一状況について優勢か劣勢かの判断と次の行動として攻めるか守るかの調査とプレイ後に行ったアンケートの味方に対して最適な行動を取っていたかの評価が優勢と判断している人と守ると判断している人にとっては最適な行動を取っていたという結果となった。逆に劣勢と判断している人と攻めると判断している人にとっては最適な行動を取っていたといえない結果となった。そのため、本研究で用いた手法を取ると攻撃志向の人よりも防御志向の人の方が操作プレイヤーにとって最適な行動を味方が取ることが出来たという結果となった。

今後の展望としては、本研究では操作プレイヤーから意図を受け取ってその情報を元に行動を選択するというものだったため操作プレイヤーから意図を受け取るという手間がかかってしまった。そのため、操作プレイヤーから意図を受け取らずに推測して行動を選択することが出来れば手間が省けてかつ、いろいろなジャンルのゲームに対しても活用することが出来ると考える。また、eSports ではボイスチャットを用いることが多いため操作プレイヤーの発言を元に行動選択できるようなものが出来れば eSports の発展とより良い連携をチーム内で取ることができ、ゲームのプレイ人数の向上に貢献することが出来るのではないかと考える。

謝辞

本研究・本論文を行うにあたって多くのご指導をして頂いた渡邊先生、阿部先生には心より感謝いたします。渡邊先生には特に、プログラミングや数学の授業、創成課題などで多くのご指導をして頂き、大変多くの事を学ばせて頂きました。他にも、研究テーマがなかなか決まらないときや本論文を執筆する際にご指導や相談、添削をして頂き、本当に心より感謝いたします。

また、山田講師やサークルの先輩には本研究にて用いたゲームを制作する上での Unity の使い方やプログラミングについてのご指導をして頂き、大変多くの事を学ばせて頂きました。制作する上で活用することができ、本当に心より感謝いたします。

また、本研究の実験をするにあたって忙しい中協力して頂いた研究室の同学年や友人達には心より感謝いたします。

また、学際の実験展示にてまだテーマが確定していない時に現状の考えなどについて足を運んでくださった人から聞かれた際の会話にてその後のテーマ内容決めや研究を進める上で参考になりました。

また、今までいろいろと迷惑をかけていた中手助けしてくれた両親に感謝します。大学の4年間、生まれてからは22年間、ここまで何不自由なく生活することが出来たのは2人のおかげです。本当にありがとう。

最後に改めまして、ご指導いただきました先生方、並びに友人達・両親に心から感謝を申し上げます。本当にありがとうございました。

参考文献

- [1] RIOT GAMES. LEAGUE OF LEGENDS. <https://www.leagueoflegends.com/ja-jp/>. 参照: 2023.11.30.
- [2] Valve Corporation. DOTA2. <https://www.dota2.com/home>. 参照: 2023.11.30.
- [3] proxima beta pte limited. 伝説対決 -Arena of Valor-. <https://www.arenaofvalor.jp/>. 参照: 2023.11.30.
- [4] proxima beta pte limited. BRAWL STARS. <https://supercell.com/en/games/brawlstars/>. 参照: 2023.11.30.
- [5] Shanghai Moonton Technology. MOBILE LEGENDS. <https://m.mobilelegends.com/en/>. 参照: 2023.11.30.
- [6] Super Evil Megacorp. VAINGLORY. <https://www.vainglorygame.com/game/>. 参照: 2023.11.30.
- [7] NHN PlayArt Corp. #コンパス【戦闘摂理解析システム】. <https://app.nhn-playart.com/compass/>. 参照: 2023.12.14.
- [8] NintendoCreatures. Pokémon UNITE. <https://www.pokemonunite.jp/ja/>. 参照: 2023.11.30.
- [9] Epic Games. FORTNITE. <https://www.fortnite.com/>. 参照: 2024.01.15.
- [10] SQUARE ENIX. ドラゴンクエスト. <https://www.dragonquest.jp/>. 参照: 2024.01.07.
- [11] 藤井叙人, 佐藤祐一, 若間弘典, 風井浩志, 片寄晴弘. 生物学的制約の導入によるビデオゲームエージェントの「人間らしい」振舞いの自動獲得. 情報処理学会論文誌, Vol. 55, No. 7, pp. 1655–1664, 2014.
- [12] 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. 博士論文, 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.
- [13] 高岡勇樹. 不完全情報ゲームにおける AI エージェントの戦略決定に関する研究. 博士論文, 北海道科学大学大学院工学研究科工学専攻, 2020.

- [14] 山本拓実, 清雄一, 田原康之, 大須賀昭彦. 深層強化学習による人間補助を行う格闘ゲーム AI の作成. データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, Vol. 5b-1-3, pp. 1-8, 2023.
- [15] 吉谷慧. プレイヤの意図や価値観を学習し行動選択するチームプレイ AI の構成. 修士論文, 北陸先端科学技術大学院大学, 2013.
- [16] 板東宏和, 池田心, Hsueh Chu-Hsuan¹. 人間プレイヤを活躍させる協力型ゲームの味方 AI. 情報処理学会研究報告, Vol. 2023-GI-49, No. 3, pp. 1-8, 2023.
- [17] Ghost Town Games. オーバークック OVERCOOKED! https://www.pckt.co.jp/overcooked_fullcourse/. 参照: 2023.12.29.
- [18] 山田直央. 仲間の立場から人間の行動を誘導するゲーム AI に向けての考察. 修士論文, 北陸先端科学技術大学院大学, 2022.
- [19] Electronic Arts. APEX-LEGENDS-. <https://www.ea.com/ja-jp/games/apex-legends>. 参照: 2024.01.15.
- [20] 我彦拓磨. お察し行動をするチームワーク AI. 修士論文, 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, 2022.
- [21] 竹内聖悟. アドバイスを活用する協調的ゲーム AI. 修士論文, 東京大学大学院 新領域創成科学研究科, 2016.
- [22] 和田堯之, 佐藤直之, 池田心. 少数の記録からプレイヤの価値観を機械学習するチームプレイ AI の構成. 情報処理学会研究報告, Vol. 2015, pp. 1-8, 2015.
- [23] 渡邊稜平, 荒澤孔明, 服部峻. 不完全情報を推測可能なゲーム AI のためのオンライン対戦データを用いたコミュニティ抽出. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 2018, pp. 91-96, 2018.
- [24] Unity Technologies. Unity のリアルタイム開発プラットフォーム. <https://unity.com/ja>. 参照: 2024.01.08.