

学習分類子システムを用いた大規模多人数同時参加型オンラインロールプレイングゲームの行動ルール抽出

○末永昂平 坂田顕庸 吉川厚 寺野隆雄 (東京工業大学)

Rule Extraction of Massively Multiplayer Online Role-Playing Game using Learning Classifier System

*K. Suenaga, A. Sakata, A. Yoshikawa and T. Terano (Tokyo Institute of Technology)

概要 本研究では、大規模多人数同時参加型オンラインロールプレイングゲーム(以降 MMORPG)のプレイヤー行動ログから、解釈の容易な形で行動ルールを抽出することを目的とする。これを得る手法として学習分類子システム(以降 LCS)が存在する。LCSを利用するためには、学習に用いる環境変数を適切に設計する必要がある。そこで本研究では、LCSを利用したシステムの実現を容易にするために、MMORPGを対象に環境変数や状態変数を設計する手法について提案する。また、実際のMMORPGの行動ログに対して提案手法を適用し、抽出したルールについて報告する。

キーワード: MMORPG, 学習分類子システム, ルール抽出

1 はじめに

デジタルゲームにおける一ジャンルに、大規模多人数同時参加型オンラインロールプレイングゲーム(Massively Multiplay Online Role-Playing Game, 以降 MMORPG)がある。MMORPGは、数千人を超えるプレイヤーが同一のサーバにログインしてプレイするロールプレイングゲームである。一般にMMORPGは、「パッケージ販売」主体のビジネスモデルではなく、継続的にプレイしてもらうことで料金を回収する「サブスクリプション型」のビジネスモデルである¹⁾。

MMORPGのプレイヤーがゲームのプレイを続ける動機として、文献²⁾は「ゲーム内の資産や地位を他者より多く得たい」という欲求や、「他者に対して挑戦したい」という欲求を挙げている。その一方で文献³⁾は、プレイヤーがゲームのプレイをやめてしまう動機について、「ゲーム内で与えられた課題が達成できない」ことや「他プレイヤーとの実力差などによる戦意喪失」などを挙げている。したがってMMORPGにおいて、これらの動機を抱えたプレイヤーに対して技能の向上支援を行うことは、プレイヤーがそのMMORPGを継続して遊び続けることに対して有益である。

デジタルゲームにおけるプレイヤーの技能向上を目指したものとして、アクションゲームにおけるコンボ¹⁾の習得を支援するものや、ボタン操作のタイミングを教示するものなどがある⁴⁾⁵⁾。しかしこれらは、キャラクターをプレイヤーの意図通りに動かすための操作精度の向上に対する支援はされているものの、プレイヤーが現在の状況に対して適切な行動を想起するための支援は行われていない。

プレイヤーの技能向上を支援する代表的なツールとしてゲーム攻略本がある。しかしゲーム攻略本では、ある状況に対してプレイヤーが行うことが可能な様々な行動の選択肢が記載されているものの、それらの優先順位が明確に表現されていない場合がある。また、そもそも状況というものが定量的に表現されていない。この2点について、ゲーム攻略本はプレイヤーが現在の

状況に対して適切な行動を想起するための支援として不足している。

本稿では、MMORPGにおいてプレイヤーの技能向上支援に役立つ、プレイヤーの行動ルールの抽出を目的とする。ここで「技能向上支援に役立つ行動ルール」とは、ゲーム内で与えられた課題を達成することが出来ないプレイヤーは行っていないが、課題の達成が出来るプレイヤーは行っているような行動ルールであり、前者に対して教示することで課題の達成を容易にするような行動ルールを指す。

ゲーム内の状況に対して適切な行動を教示するためには、どのような行動が適切であるかを評価する指標が必要となる。しかしMMORPGでは、プレイヤーに与えられる役割が様々であり、またプレイヤー同士の相互作用も考慮する必要があるため、行動の評価が難しい。そこで本稿では、MMORPGにおけるプレイヤーの行動ログを用いることで、ある行動がゲーム内の課題を達成する上で普遍的に行われているかどうか推定し、それを元に行動を評価する。

プレイヤーの行動ログから行動ルールを抽出する手法として、決定木や遺伝的プログラミング、ニューラルネットワークなどが広く用いられている⁶⁾⁷⁾。しかし、決定木や遺伝的プログラミングを用いた場合は大規模な枝を発生させてしまうという問題点がある⁸⁾。またニューラルネットワークを用いた場合では、一部にブラックモデルを含むため、得られた行動ルールの解釈が困難であるという問題点がある⁹⁾。

解釈の容易な行動ルールを得る手法として学習分類子システム(Leaning Classifier System:以降 LCS)がある。LCSとは、環境の状態を複数の変数として表現し、環境に合わせた行動ルールを得る手法である¹⁰⁾。

LCSを用いてMMORPGプレイヤーの行動ルールを抽出することを考えたとき、MMORPGでは複数のプレイヤーが同一空間上に存在するため、環境の状態を表現する変数(以降環境変数)が多くなる。しかし、LCSの標準問題として用いられるマルチプレクサ問題や迷路問題¹²⁾¹³⁾では、一般に環境変数は10個前後である。したがって、MMORPGに対してLCSを適用す

¹⁾プレイヤーが操作するキャラクターが、敵のキャラクターに対して行う、連続した攻撃

る場合には、学習に用いる環境変数を適切に設定しなければならない。

本稿では、MMORPGにおけるプレイヤーの行動ログにLCSを適用する際、環境変数を削減する方法について提案する。また提案手法をMMORPGの実データに対し適用し、抽出したルールについて報告する。

2 関連研究

本章では、デジタルゲームにおけるプレイヤーの技能向上支援について、関連する先行研究を概観する。

文献¹⁴⁾¹⁵⁾では対戦型格闘ゲームを例に、デジタルゲームにおけるプレイ技能の分類を行っている。具体的には次の3つを挙げている。

知識要素

プレイヤーの操作に応じてキャラクターがどのように行動することが出来るのか、また行動に付与されたリスクとリターンといった、ゲーム内で定義されているデータ。

操作要素

プレイヤーがキャラクターのある行動をすぐに実行したいと考えた時に、その操作を適切に行えるかどうかといったもの。レバーやボタンの操作手順の正確性や、操作のタイミング等が該当する。

思考要素

対戦相手プレイヤーの心理状態や思考を読み、自分がより有利になるようキャラクターの行動を選択したり、キャラクターの行動同士をつなげて行動の流れを作ったりする、発想に関するもの。

文献⁴⁾では、アクションゲームにおけるボタン操作のタイミングの習得を支援するため、ボタンを押すべきタイミングで音を提示することでボタン操作のより直感的な理解を図っている。また文献⁵⁾では、アクションRPGゲームにおけるコンボの習得のために、手本となる動画にアノテーションをつけ学習者に提示し、その学習効果を測定している。

これらの研究では、デジタルゲームにおけるプレイ技能のうち「知識要素」や「操作要素」に対応する技能向上支援はなされているものの、「思考要素」に対応する支援は行われていない。

文献¹⁶⁾では、対戦型アクションゲームを対象に、思考要素を向上あるいは継承するための支援法について構想している。同文献では、プレイスキルを他者へ継承するためには「わかり易くプレイスキルを表現し、他者へ提示する必要がある」と述べている。またプレイスキルを向上させるためには「既知の選択肢の組み合わせをより良くする支援、多角的な視点から情報を分析しより良い選択肢を選択する支援」が必要であると述べられている。

しかし同文献はあくまで支援法の構想にとどまり、どのような選択肢がプレイスキルの向上に対して効果的か、またそれらの選択肢を得るためにどのような手法を用いるべきかは示されていない。

本稿ではMMORPG内で与えられた課題解決に対して効果的な選択肢、すなわち技能向上に役立つ行動ルールについて、実際のプレイヤーの行動ログから抽出す

ることで、デジタルゲームにおける技能要素のうち思考要素の向上支援に貢献することを目的とする。

3 学習分類子システム

本稿では、上記の目的に適した手法として学習分類子システムを用いる。

学習分類子システム(LCS)¹⁰⁾とは、環境との相互作用を通じて、分類子と呼ばれる条件(if)-行動(then)形式のルールベースを進化させ学習させるシステムである。強化学習によるルールの改善機能と、遺伝的アルゴリズムによるルールの生成機能を持ち、さらに任意のルールが別のルールに包含される場合にはそれらをまとめることで学習効率を高めることが出来る。

LCSをベースに様々な改良が施された手法が存在するが、本稿ではeXtended Classifier System(以降XCS)¹²⁾を用いる。これ以前のLCSでは、汎化性能について充分でないことが指摘されており¹⁷⁾、現在ではXCSが主流となっているためである。

XCSでは、まず環境から状態を検知し、全ての分類子の条件部と照合を行う。次に、環境の状態にマッチした各分類子の持つ予測報酬の値に基づき、一つの行動を選択する。さらに選択した行動を環境に対して実行し、報酬を得る。こうして得られた報酬の合計を最大化するように学習する。

3.1 報酬の設計

MMORPGに対してXCSを適用するにあたり、各分類子に対してどのような報酬を設定するか決定する必要がある。本稿では、それぞれの分類子が示す行動がプレイヤーの操作するキャラクターあるいは敵キャラクター(以降ボス)の死亡に対しどの程度寄与するか(以降死亡確率)を、プレイヤーの行動ログから推定し、これを元に報酬を与える。すなわち、その分類子が示す行動をゲーム内で行うことによって、チーム内のプレイヤーの死亡確率が低くなり、さらにボスの死亡確率が高くなるような分類子に対して高い報酬を与えることとする。

具体的には、チーム内のプレイヤーおよびボスの状態を表す変数から、死亡確率 DP を計算し、これをさらに生存度という形で得点化する。生存度 V はつぎのように表現される。

$$V = 100 - (DP \times 100) \quad (1)$$

生存度 V をもとに、つぎのように報酬 $Reward$ を計算する。

$$Reward = (V_{after}^t - V_{before}^t) - (V_{after}^b - V_{before}^b) \quad (2)$$

ここで V^t はチーム内のプレイヤーの生存度の平均、 V^b はボスの生存度、 V_{before}^t は分類子適用前の状態に基づく生存度、 V_{after}^t は分類子適用後の状態に基づく生存度を表す。

4 提案手法

環境変数が多い場合にXCSを用いる際には、条件部のビット列を長く取る必要がある。したがって、MMORPGのように、各プレイヤーやボスの状態を環境の状態として考慮する必要がある場合には、XCSの標準問題として挙げられるマルチプレクサ問題や迷路

問題で用いられるビット列数よりも多くなることが考えられるため、学習に用いる環境変数を適切に設定しなければならない。

そこで、環境変数を多変量解析手法によって削減したうえで、XCSを適用することを考える。提案手法について従来手法と比較したものを Fig.1 に示す。

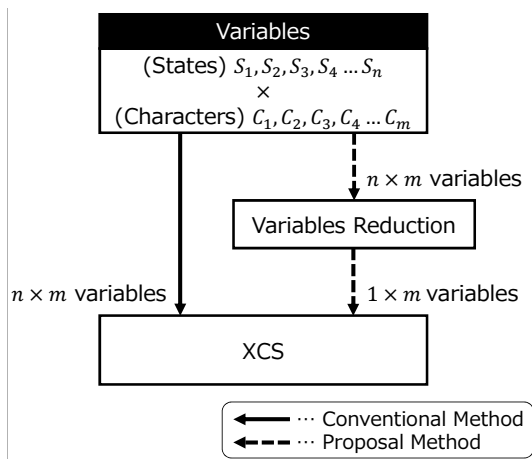


Fig. 1: 提案手法

多変量解析による変数の削減法は、主に変数の要約を目的としたものと変数の予測を目的としたものに大別できる¹⁹⁾¹⁸⁾。それぞれの手法を用いて変数を削減する場合について、以下に述べる。

4.1 変数の要約による削減法

変数の要約を目的とした多変量解析手法としては主成分分析や因子分析、クラスター分析などが考えられる。以下にそれぞれについて述べる。

主成分分析は、多変数から変数間の相関をなくし、しかもより次元を落とした少数の変数によって元の変数間の特性を記述するための手法である。MMORPGの持つ環境を表現する変数に対し主成分分析を用いる場合は、あらかじめ変数をいくつかの主成分に要約するか決定しておく必要がある。

因子分析では、観測される各変数についての潜在的構造のモデルを仮定する必要がある。MMORPGに対して因子分析を用いる場合には、MMORPGにおいて観測される多数の変数に対し、複数個の変数に共通な要因とそれぞれの変数に固有の要因とを仮定し、モデルを立てる必要がある。

クラスター分析は、複数個の特性によって決定された個体間の類似性の指標を元に、それらの個体をいくつかのグループに分類する手法である。MMORPGに対してクラスター分析を用いる場合には、MMORPGにおけるそれぞれの変数間の距離・類似性に対し定義する必要がある。

4.2 変数の予測による削減法

変数の予測を目的とした手法としては、重回帰分析やロジスティック回帰分析による方法が考えられる。以下にそれぞれについて述べる。

重回帰分析は、ある変数(説明変数)とその変数に対する望ましい結果(目的変数)が学習データとして与えられた時、説明変数から目的変数を予測するモデルを推定する手法である。ここで目的変数は量的変数である。したがってMMORPGに対し重回帰分析を用

いる場合は、MMORPGの持つ環境を表現する変数を説明変数と置き、さらに「MMORPG内において与えられた課題を達成する時間」などの量的変数を目的変数とすることで、回帰を行うことが考えられる。そして得られた回帰式を用いて、MMORPGにおける環境を表現する変数を縮約し、XCSに対する入力として用いる。

ロジスティック回帰分析は、重回帰分析と異なり、目的変数が質的変数である場合に用いることが出来る手法である。したがってMMORPGの持つ環境を表現する変数に対しロジスティック回帰分析を用いる場合は、「MMORPG内において与えられた課題の達成の成否」や「n秒後にキャラクターが死亡しているか」などの質的変数を目的変数と置き、回帰を行うことが考えられる。

5 実験

提案手法の有効性を確かめるため、実際のプレイヤーの行動データを用いて変数の削減とルールの抽出を行う。

対象とするデータは、株式会社スクウェア・エニックスが開発したMMORPG「ファイナルファンタジーXIV」(以降FFXIV)の行動データとした。本データは有志がプレイヤーの行動ログを公開しているウェブサービス「FFLOGS」²から取得可能である。

実験ではFFXIVの中でも「Raid」と呼ばれるコンテンツを対象とする。Raidとは、複数人がチームを組み強大なボスを倒すことを目的とするコンテンツである。Raidでは、同一空間上に複数のプレイヤーを含み環境変数が多くなることから、提案手法を適用する対象として妥当である。

5.1 ファイナルファンタジー XIVにおける環境要素

FFXIVのRaidが持つ環境の要素について述べる。FFXIVのRaidでは、基本的に8人のプレイヤーがチームを組む。また各プレイヤーはTank, DPS, Healerのうちいずれかの役割を担う。それぞれの役割について以下に示す(Fig. 2)。

Tank (2人) ボスの注視を集め攻撃を一身に受ける。

DPS (4人) ボスに対して高い火力で攻撃を行う。

Healer (2人) チーム内の仲間に対して体力の回復を行ったり、状態異常を治す役割である。

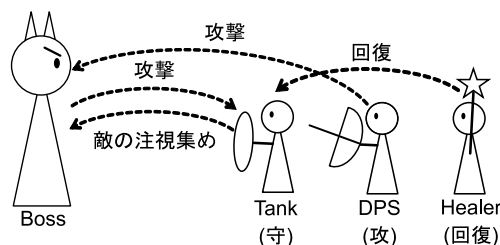


Fig. 2: ファイナルファンタジー XIVのRaidにおける構成要素

FFXIVのRaidにおける環境を表現する変数として、「タイムスタンプ」「HP」「MP」「バフ数」「デバフ数」「最大HP」「最大MP」「各キャラクター間の相対距離」

²<http://www.fflogs.com/>

が挙げられる。タイムスタンプは、戦闘が開始されてどれほどの時間が経ったかを示す。HPとはキャラクターの体力を表し、0になるとキャラクターは死亡する。MPは自身が特殊な行動を行う際に消費するリソースを表す。最大HP、MPは、それぞれのキャラクターが持っているHP、MPの最大値である。バフは、味方あるいはボスの攻撃力や防御力といった能力を強化するなどの、良い状態変化を指す。デバフは、味方あるいはボスの、毒や攻撃力の低下などの悪い状態変化を指す。各キャラクター間の相対距離は、チーム内の8人のプレイヤーにボスを加えた9キャラクターの相対距離である。

FFXIVのRaidでは3種の役割とボスが存在するため、それぞれの役割・ボスについてそれぞれHP、MPなどの状態を考慮する必要がある。したがって、考慮すべき環境を表現する変数としては以下に示す65変数が挙げられる。

- タイムスタンプ (1 変数)
- ルール抽出の対象となるキャラクターのHP、MP、バフ数、デバフ数、最大HP、最大MP(6 変数)
- ルール抽出の対象でないキャラクターの役割ごとのHP平均、MP平均、バフ数平均、デバフ数平均、最大HP平均、最大MP平均 (6 変数 × 3 役割 = 18 変数)
- ボスのHP、MP、バフ数、デバフ数 (4 変数)
- 各キャラクター間の相対距離 (36 変数)

ここで、ルール抽出の対象となるキャラクターとは、Tank, DPS, Healerのうち、ルールを抽出したい役割のキャラクターからランダムに選んだ1人を指し、ルール抽出の対象でないキャラクターとはそれ以外の7人を指す。

5.2 評価指標

本稿では、Raid内においてボスを倒すことの出来た戦闘群（以降「勝利群」）から抽出された行動ルールと、ボスを倒すことの出来なかった戦闘群（以降「敗北群」）から抽出された行動ルールを比較することで、提案手法の評価を行う。

勝利群から抽出された行動ルール集合を W 、敗北群から抽出された行動ルール集合を L とおく。ここで、それぞれの集合に含まれるルール数を $|W|$ 、 $|L|$ と表現する。このとき、 $W \cap L$ である行動ルールは、勝利群および敗北群の両方に含まれるルールを表すことから、これはRaidにおけるボスを倒すという課題の達成に対して寄与しない、すなわち当たり前に行われるような行動ルールを指していると言える。同様に、差集合 $W - L$ に属する行動ルールは勝利群のみに存在する行動ルール集合を表すことから、課題の達成に対して効果のあるルールを指していると言える。

第1章で述べたように、本稿で抽出したい技能向上支援に役立つ行動ルールとは、ゲーム内で与えられた課題を達成することが出来ないプレイヤーは持っていないが、課題の達成が出来るプレイヤーは持っている行動ルールである。したがって、本提案手法によって抽出された行動ルールは、勝利群から抽出された行動ルー

ル集合のうち、課題の達成に対して効果のあるルールの割合によって評価する。すなわち、評価指標 PI は、

$$PI = \left| \frac{W - L}{W} \right| \quad (3)$$

のように定義する。

5.3 変数の削減

第5.1節で示した65変数を削減するため、プレイヤーおよびボスの状態を表現する変数を、「死亡確率」という1つの指標で代替させ、変数を削減することを考える。

死亡確率は、目的変数を「あるプレイヤー n またはボスが時刻 $t[sec]$ から $t + 10[sec]$ の範囲で死亡状態になっているか」とし、説明変数を「時刻 $t[sec]$ 時点でのプレイヤー n およびボスそれぞれの状態を表現する変数」とした場合の回帰式によって表現する。この場合、目的変数が「死亡状態になっている」あるいは「死亡状態になっていない」という質的変数であり、説明変数が量的変数をとることから、ロジスティック回帰分析を用いることとする。

5.3.1 変数の削減結果

Tank, Healer, DPS, ボスのそれぞれについて、ロジスティック回帰分析を行い、死亡確率を予測した。使用した訓練データは2000回分のRaid戦闘データであり、データ点数は約1380万点である。また、予測した結果に対する的中率を測るためのテストデータは1000回分のRaid戦闘データを用い、データ点数は約719万点である。

一例として、Tankの一人についてロジスティック回帰を適用した結果の一部をTable 1に示す。また、得られた予測に対する的中率は、Tankの死亡確率については約96.3%、Healerの死亡確率については約96.3%、DPSの死亡確率については約96.2%、ボスの死亡確率については約93.6%であった。

5.4 ルールの抽出

前節の結果を用いて、FFXIVに存在する65変数を死亡確率の形で表現し、XCSに対する入力として用いる。XCSによって検知される環境の状態（条件部のデザイン）について、Fig.3に示す。

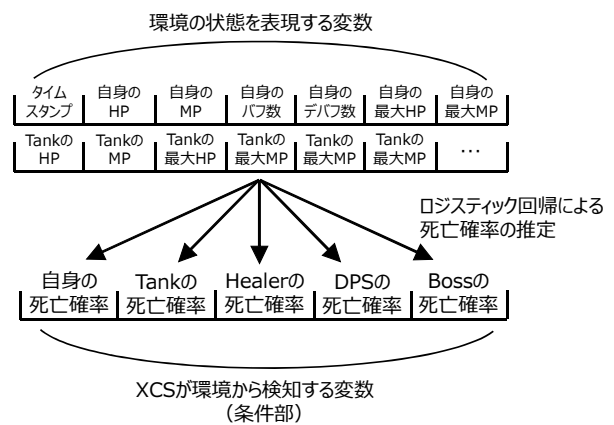


Fig. 3: XCSによって検出される環境の状態

Fig.3に示すように、XCSが持つ分類子の条件部は「ルール抽出の対象となるキャラクターの死亡確率」

Table 1: Tank についてのロジスティック回帰結果 (** p<0.01)

変数	係数	Wald 統計量	変数	係数	Wald 統計量
自身の HP	-0.0298 **	-296.984	Healer のバフ数	-0.0310 **	-21.905
自身の MP	0.0012 **	10.039	Healer のデバフ数	-0.0653 **	-41.607
自身のバフ数	-0.0771 **	-56.702	Healer の最大 HP	0.0000 **	19.994
自身のデバフ数	-0.0032 **	-4.615	Healer の最大 MP	0.0000 **	-12.804
自身の最大 HP	0.0000 **	-79.705	DPS の HP	0.0071 **	40.237
自身の最大 MP	0.0000 **	-32.301	DPS の MP	-0.0049 **	-26.248
Tank の HP	-0.0048 **	-46.135	DPS のバフ数	-0.0190 **	-39.605
Tank の MP	0.0023 **	21.881	DPS のデバフ数	-0.0117 **	-5.860
Tank のバフ数	0.0113 **	8.223	DPS の最大 HP	0.0000 **	-14.722
Tank のデバフ数	-0.0482 **	-61.047	DPS の最大 MP	0.0000 **	-22.523
Tank の最大 HP	0.0000 **	-25.365	ボスの HP	0.0435 **	253.139
Tank の最大 MP	0.0000 **	15.755	ボスの MP	0.2599	0.001
Healer の HP	-0.0046 **	-32.465	ボスのバフ数	0.5428 **	182.384
Healer の MP	0.0018 **	11.881

Table 2: 死亡確率に基づいたビット列のコーディング

死亡確率の範囲	ビット列	死亡確率の範囲	ビット列
$DP \leq 25\text{percentile}$	00	$25\text{percentile} < DP \leq 50\text{percentile}$	01
$50\text{percentile} < DP \leq 75\text{percentile}$	11	$75\text{percentile} < DP$	10

「ルール抽出の対象でないキャラクターの内、Tank, Healer, DPS それぞれの死亡確率」「ボスの死亡確率」が並んだ形となる。ここで XCS の条件部はビット列によって表現する必要があるため、それぞれの死亡確率の分布から四分位点を算出したうえで、Table 2 のようにコーディングしている。すなわち、分類子の条件部は全 10 ビットである。

ルールの抽出を行った対象は、チーム内で Tank 役を担っているプレイヤーである。この時、行動部として取ることの出来る行動は、ゲーム内でキャラクターが取ることの出来る行動とそれを行う対象の組み合わせにより表現する。

学習に用いたパラメータは文献²⁰⁾中で示されている、一般によく使われるパラメータを使用し、繰り返し数は 100 万回とした。また、ルールの抽出は勝利群および敗北群に分けて行った。

5.4.1 ルールの抽出結果

勝利群および敗北群のそれぞれに対してルールを抽出した結果、勝利群からは 169 種、敗北群からは 166 種のルールが得られた。また勝利群と敗北群の両方に共通したルール（以降共通群）は 76 種であった。

共通群、敗北群、勝利群のそれぞれに属するルールのうち、共通する状態を持つルールの例を Table 3, Table 4 に示す。

Table 3: 共通する状態を持つルール例 1

	状態 (If)	行動 (Then)
共通群	###11#11#1	Tank に回復
敗北群	11##1###1	DPS にバフを適用
勝利群	1111#0##1#	Healer に回復

Table 4: 共通する状態を持つルール例 2

	状態 (If)	行動 (Then)
共通群	#####010#	Tank にバフを適用
敗北群	01#0#####101	Boss にデバフを適用
勝利群	#11010##0#	Healer にバフを適用

5.4.2 ルールベースの評価・考察

得られたルールベースについて、第 5.2 で述べた評価指標値を算出すると、約 0.45 となった。すなわち、本手法によって得られたルールベースの内、約 45% はプレイヤーが Raid における課題解決において当たり前に行う行動ルールであり、55% は課題解決に対して役立つルールであるということが言える。

得られたルールについて考察する。まず、Table 3 に示したルールについて述べる。Table 3 に示したルールは、共通する状態としてビット列"1111101111"で表される状態を持っている。これは、「自分・味方の Tank・味方の DPS・ボスの死亡確率が 50percentile 超 75percentile 以下であり、味方の Healer の死亡確率が 75percentile 超である」という状態を示している。この同一の状態に対して、共通群、敗北群、勝利群ではそれぞれ「味方の Tank に対し回復を行う」「味方の DPS に対してバフを適用する」「味方の Healer に対して回復を行う」という異なった行動が抽出された。これらの行動の違いについて以下に考察する。

Table 3 に共通する状態は「チーム内のリソースが枯渇し逼迫した状態」と言える。このような状態においては、チーム内のリソースを回復されることが専門である Healer を死なせないような行動が好ましく、勝利群に見られた「味方の Healer に対して回復を行う」という行動が勝利に貢献すると言える。その一方で敗北群に見られる「味方の DPS に対してバフを適用する」という行動はチーム内のリソース維持に対して積極的に貢献する行動であるとは言えない。したがって、このような行動は勝利に貢献しないということが分かる。また共通群に見られた「味方の Tank に対して回復を行う」という行動は、自身と同じ役割である Tank に対して回復することで自身に対するボスの攻撃を分散する効果が期待でき、自身の死亡確率を減じることができるという点では効果のある行動と言える。

次に Table 4 に示したルールについて述べる。Table 4 に示したルールは、共通する状態としてビット列"0110100101"で表される状態を持っている。これは、「自分・味方の DPS・ボスの死亡確率が 25percentile 超 50percentile 以下であり、味方の Tank・味方の Healer

の死亡確率が 75percentile 超である」という状態を示している。この同一の状態に対して、共通群、敗北群、勝利群ではそれぞれ「味方の Tank に対しバフを適用する」「ボスに対してデバフを適用する」「味方の Healer に対してバフを適用する」という異なった行動が抽出された。これらの行動の違いについて以下に考察する。

Table 4 に共通する状態は「味方の Tank 及び Healer だけが特に死亡しそうな状態である」と言える。このような状態においては、死亡確率の高い Tank または Healer に対して回復あるいはバフを適用するといった行動が望ましい。実際に共通群では「味方の Tank に対しバフを適用する」、勝利群では「味方の Healer にバフを適用する」という行動が得られている。しかしここでは Table 3 と同様に、チーム内のリソースを回復させることが専門である Healer を死なせないということこそが勝利に貢献するということが結果から分かる。共通群の行動も死亡確率の高いメンバーを助けるという観点からはある種当たり前の行動ということが出来るが、勝利に対して積極的に貢献する行動ではないということがこの結果から分かる。

このように、提案手法によって抽出されたルールはある状況に対してどのような行動が優先順位が高いかを明らかにすると同時に、状況そのものを定量的に表現できたルールであることが分かる。

6 おわりに

本稿では、MMORPG においてプレイヤーの技能向上支援を目的に、プレイヤーの行動ルールの抽出を行った。その際、環境変数が多い MMORPG の Raid コンテンツに対し XCS を適用するため、変数の削減を行う方法について提案した。また、提案手法を MMORPG の行動データに適用し、変数を削減した。その結果、ファイナルファンタジー XIV における環境変数である 65 変数を、各キャラクターの死亡確率を表す 5 変数に削減することが出来た。さらに、変数を削減した上で学習分類子システムを適用しルールの抽出を行った。その結果、MMORPG における課題解決に役立つ行動ルールとして 93 種、有効でない行動ルールとして 90 種、課題解決に寄与しない当たり前に行われる行動ルールとして 76 種を抽出することが出来た。

また抽出されたルールは、ゲーム攻略本では明確に表現されていなかった次の 2 つの要素を表現できたものであった。

- 死亡確率という指標を用いることで、状況を定量的に表現した。
- ある状況に対してどのような行動が優先順位が高いかを明確に表現した。

今後の課題として、第 4 章に挙げた他の変数の削減法を適用した場合に得られる行動ルールとの比較検証、抽出した行動ルールを MMORPG の初心者に対し提示した場合に得られる学習効果の測定などが挙げられる。また本手法の他分野への応用可能性として、産業界において熟練作業者の行動ルールを本手法により抽出しこれを新人技術者に対し提示することで技能教育に対して応用することが考えられる。

参考文献

- 1) 小山祐介：日本デジタルゲーム産業史 ファミコン以前からスマホゲームまで、213/236、人文書院（2016）
- 2) Nick Yee：Motivations for Play in Online Games, *Journal of CyberPsychology and Behavior*, **9-6**, 772/775（2007）
- 3) 遠藤雅伸, 三上浩司, 近藤邦雄：ひとはなぜゲームを途中でやめるのか？-ゲームデザイン由来の理由-, 日本デジタルゲーム学会 2014 夏季研究発表大会,（2014）
- 4) 近藤裕貴, 藤井叙人, 片寄晴弘：時系列パターンに着目したアクションゲームのスキル獲得支援, エンターテインメントコンピューティングシンポジウム 2015（2015）
- 5) 澤田清, 梶並知記, 服部哲, 速水治夫：アクション RPG プレイヤーを支援する動画の研究, 研究報告エンターテインメントコンピューティング, **2014-EC-31-77**（2014）
- 6) Pieter Spronck, Marc Ponsen, Ida Sprinkhuizen-Kuyper and Eric Postma：Adaptive game AI with dynamic scripting, *Machine Learning*, **63-3**, 217/248（2006）
- 7) 張輝陽, 星野准一：プレイヤー行動の模倣に基づく AI キャラクター行動ルールの自動生成, 情報処理学会第 31 回ゲーム情報学研究発表会, **2014-GI-31-5**, 1/4（2014）
- 8) 倉橋節也, 寺野隆雄：学習分類子システムを用いたプロセス時系列のアクティブマイニング, 人工知能学会論文誌, **17-5**, 638/646（2002）
- 9) Hongjun Lu, Rudy Setiono and Huan Liu：Effective Data Mining Using Neural Networks, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, **8-6**, 957/961（1996）
- 10) Jaume Bacardit, Ester Bernado-Mansilla and Martin V. Butz：Learning Classifier Systems：Looking Back and Glimpsing Ahead, *Learning Classifier Systems*, 1/21（2008）
- 11) ファイナルファンタジー XIV, <http://www.jp.finalfantasyxiv.com/>
- 12) Stewart W. Wilson：Classifier Fitness Based on Accuracy, *Evolutionary Computation Journal*, **3-2**, 149/175（1995）
- 13) Pier Luca Lanzi：An Analysis of Generalization in the XCS Classifier System, *Evolutionary Computation Journal*, **7-2**, 125/149（2007）
- 14) 梶並知記：e-Sports における動画コンテンツを用いた戦略思考分析手法に関する検討, 研究報告デジタルコンテンツクリエーション, **2013-DCC-4-14**(2013)
- 15) 梶並知記：対戦型格闘ゲームプレイヤーの戦略的思考の分析に関する一方法論, 日本デジタルゲーム学会 2011 年次退会, 124/132（2012）
- 16) 梶並知記：対戦型アクションゲームを対象にしたプレイスキル向上と継承法確立に向けて, 第 37 回ファジィワークショップ講演論文集, 123/126（2011）
- 17) Stewart W. Wilson：Generalization in the XCS Classifier System, *Proc. Generic Programming 1998*, 665/675（1998）
- 18) 奥野忠一, 久米均, 芳賀敏郎, 吉澤正：多変量解析法 改訂版, 1/412, 日科技連出版社（1983）
- 19) 柳井晴夫, 高木廣文, 市川雅教, 服部芳明, 佐藤俊哉, 丸井英二：多変量解析ハンドブック, 1/14, 朝倉書店（1991）
- 20) Martin V. Butz and Stewart W. Wilson：An Algorithmic Description of XCS, *Soft Computing*, **6-3**, 144/153（2002）