

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

渡邊 稜平[†] 荒澤 孔明[†] 服部 峻^{††}

^{†,††}室蘭工業大学 ウェブ知能時空間研究室 〒050-8585 北海道室蘭市水元町 27-1

E-mail: [†]{14024190,16043005}@mmm.muroran-it.ac.jp, ^{††}hattori@csse.muroran-it.ac.jp

あらまし 昨今、ビデオゲームの対戦を競技的に行う“e-sports”が流行しつつあるが、ビデオゲームの多くは不完全情報ゲームであり、プレイヤーが常に的確な行動判断を行う事は容易ではない。そこで、ゲームの対戦環境から得られる情報を元に不完全情報を推測するゲーム AI を製作し、それによってプレイヤー間の対戦を補助する事を目指す。本研究ではゲーム AI の情報推測のために、オンライン対戦データ（キャラクターの使用率やステータスなど）に対してコミュニティ抽出を行い、得られたコミュニティの特徴を分析する。分析結果から現在の対戦環境におけるプレイヤーの戦術選択の傾向を習得し、ゲーム AI の戦術選択に活用する。

キーワード ゲーム AI, 不完全情報, コミュニティ抽出, オープンデータ

Community Extraction Using Online Battle Data for Game AIs Capable to Infer Imperfect Information

Ryohei WATANABE[†], Komei ARASAWA[†], and Shun HATTORI^{††}

^{†,††} Web Intelligence Time-Space (WITS) Laboratory, Muroran Institute of Technology
27-1 Mizumoto-cho, Muroran, Hokkaido 050-8585, Japan

E-mail: [†]{14024190,16043005}@mmm.muroran-it.ac.jp, ^{††}hattori@csse.muroran-it.ac.jp

Abstract In these days, playing video games competitively, called “e-sports,” is getting in fashion. But most of video games are imperfect information games, thus it is not always easy for players to select a behavior accurately in a video game. Therefore, our research aims to build a game AI capable to infer imperfect information based on online battle data acquired from an online battle environment for a video game, and to help online battles between players. This paper applies community extraction to online battle data (e.g., usage rate of characters, their status and properties, etc.) for a game AI to infer imperfect information, and analyzes the characteristics of extracted communities. Our game AI tries to learn about the tendency of players’ tactics selection in the current battle environment from the results of the analysis, and utilizes it for her/his own tactics selection.

Key words Game AI, Imperfect Information, Community Extraction, Open Data

1. ま え が き

囲碁や将棋、チェスのようなアナログゲームには、それらを競技的に行うプロフェッショナルプレイヤーが存在しており、このようなゲームに関するゲーム AI の開発は積極的に行われている。囲碁では AlphaGo、将棋では Ponanza などが有名であるが、これらのゲーム AI は人間のトッププレイヤーとの対戦において非常に高い勝率を残している。これらのアナログゲームは完全情報ゲームと呼ばれ、お互いのプレイヤーがお互いの取り得る全ての手を把握する事が出来るゲームである。そのため、勝利を目指す上では、お互いの取り得る手を検討し、自分

にとって最善となる一手を選ぶ事が重要である。前述のゲーム AI は計算能力で人間プレイヤーを大きく上回っているために、よりの確に手を選択する事が可能であり、その点で人間に対し優位に立っている。

完全情報ゲーム、特に将棋のゲーム AI に関する研究は古くから盛んに行われている。文献 [1] では、将棋プロ棋士と AI 研究者としての視点から、ゲーム AI がプロ棋士レベルのプレイを行うために必要な戦略について定式化を行い、それをゲーム AI に実装するためのアルゴリズムを検討している。この研究では、指し手の探索に選択的探索を用いている。文献 [2] には、当時は独自の手法で製作された将棋 AI である“Bonanza”に実

装されている、全幅探索を用いた手の選択手法や、評価関数のパラメータの自動生成について記されている。特に評価関数のパラメータの自動生成については「ボナンザ・メソッド」と称され、その後開発された将棋 AI の多くはこの手法を導入していた。将棋に関しては認知科学的研究も行われており、文献 [3,4] では、人間が対局中でどのような思考を行っているかを、盤面の記憶、先読みや手の選択の手順から分析している。この分析結果は、人間が取る戦略の定式化という形で将棋のゲーム AI の開発に活用し得る。

一方、各プレイヤーが把握出来る情報に何らかの不足がある、不完全情報ゲームと呼ばれるゲームの AI に関しては、完全情報ゲームの AI と比べると、人間プレイヤーを圧倒する様な強さには至っていない。その理由として、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が挙げられる。人間が選択したある手に対し、それが相手の最善手であるという前提でゲーム AI がそれに返す行動を選択したとする。しかし、実際は人間が選択したのが最善ではない手であった場合、それが最善である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。このような不完全情報ならではの駆け引きを実装する事の難しさが、不完全情報ゲームの AI の実力を伸ばし難い要因の一つである。

昨今ではビデオゲームの対戦を競技的に行う“e-sports”が流行の兆しを見せているが、ビデオゲームの中には不完全情報ゲームも多く存在している。ビデオゲームはアナログゲームと比べて戦術の流行の変動が流動的であるため、対戦における定石が定まり難い。これに加えて、前述の不完全情報ゲームならではの駆け引きの実装の難しさもあり、不完全情報を扱うビデオゲームの AI は、そのゲームに多少慣れたプレイヤーにとっては簡単に勝てる程度の実力に留まっている場合が多い。

ゲーム AI の実力を高めるために必要な要素として、“戦術の選択”と“行動の選択”のそれぞれの精度の高さが挙げられる。戦術の選択は、対戦において、どのような勝ち方を目指すかの目標を定め、それに基づいて行動を決定する指針となる、マクロ的な選択である。一方、行動の選択は、その時点での対戦の進行状況や自分と相手の状態を考慮し、その時点で最善と思われる手を決定する、ミクロ的な選択である。

本稿では、この2種類の選択のうち、前者の“戦術の選択”に注目し、ゲーム AI がより的確な戦術を選択出来るようにするため、Web 上から得られるオンライン対戦データを用い、コミュニティ抽出によって、その時点での対戦環境で流行している戦術の組み合わせを発見する手法を提案する。発見した流行戦術について、ゲーム AI にその戦術自体、あるいはそれらに対して有効な戦術を選択させる事で、対戦環境において優位に立ち易い戦術で戦わせる事が出来、ゲーム AI がより高い実力を発揮する事が期待出来る。また、抽出されたコミュニティデータはゲーム AI の強化のみならず、既存プレイヤーの戦術考察や、開発者による対戦環境のバランス調整への活用も期待出来る。

不完全情報ゲームの AI 研究も近年積極的に行われているが、

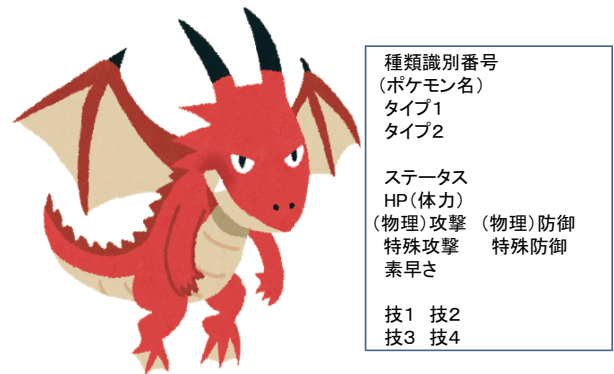


図1 研究対象ゲームの登場キャラクター“ポケモン”の情報

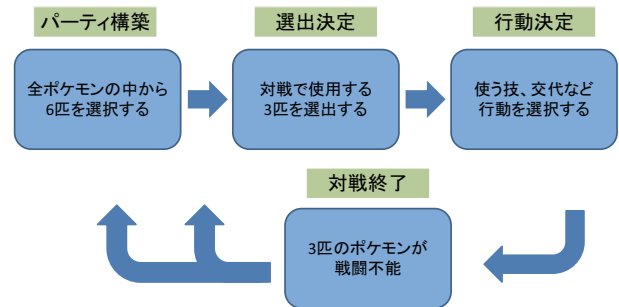


図2 ゲーム“ポケットモンスター”の対戦の流れ

その実力は不十分なものが多い。文献 [5] では、不完全情報ゲームの1つであるブリッジについて、相手の過去の手から現在の手を推測する手法を研究している。しかし、この研究では、対戦相手が最善手を取る事を前提としているため、前述のような情報の不完全さを利用した駆け引きには対応出来ないという欠点がある。また文献 [6] では、ゲーム AI の戦術決定のため、探索の高速化を行っているが、この研究の評価実験は異なる手法のゲーム AI 同士の対戦に留まっており、人間に勝利する段階には至っていない。

2. 研究対象のゲームに関して

本研究では、ゲーム AI を製作する対象のゲームとして“ポケットモンスター”シリーズを用いる。ポケットモンスターは世界各国でプレイされており、オンラインでの対戦が多く行われている。また、そのオンライン対戦におけるいくつかのデータが公式サイト [7] で公開されており、それをまとめたデータサイト [8] も存在する。作中に登場する“ポケモン”と呼ばれるキャラクターは、図1のように、体力、攻撃力、素早さなどのステータス、「水は炎に強い」「炎は草に強い」などの相性関係がある“タイプ”を1つか2つと、相手のポケモンにダメージを与える、自分の能力を強化する、相手の能力を弱体化する等の効果がある“技”を4つ所持している。対戦では、相手のポケモンとの相性を考えながら、自分のポケモンに対してどのような行動を取るかを指示し、相手のポケモン全ての体力を0にすると勝利となる。

ポケットモンスターの対戦のおおまかな流れを図2に示す。まず対戦を行う前の準備として、6匹のポケモンから成るパー

ティを構築する。この時、同種のポケモンを2匹以上パーティに組み込む事は出来ない。実際に対戦を行う際には、お互いに構築したパーティを見せ合い、その対戦で自分が使用するポケモン3匹を、自分のパーティの中から選出する。この時点では、相手がどのポケモンを選出したのかは分からない。対戦が始まると、まずお互い1番目に選出したポケモンが場に出て、他の2匹は控えとなる。各ターン毎にそれぞれのプレイヤーがポケモンに指示を出し行動させる。出せる指示は、そのポケモンが使える技4つと、控えのポケモン2匹のいずれかとの交代の6パターンある。なお、ポケモンの種類によって使用出来る技は異なり、プレイヤーは各ポケモンが覚えられる技を最低1種から最大4種まで選択し、ポケモンに覚えさせる。お互いの指示が決まるとターンが進行する。お互いに技を指示していた場合は素早さのステータスが高いポケモンから先に行動し、交代が指示されていた場合は素早さに関係なく先に交代が行われる。交代した場合、そのターンは技を使う事は出来ない。技によって体力が0になったポケモンは戦闘不能となり、控えのポケモンと交代する。いずれかのプレイヤーの選出したポケモン3匹全てが戦闘不能になると対戦が終了し、3匹を倒したプレイヤーが勝利、倒されたプレイヤーが敗北となる。ここで1つの対戦が終了し、6匹のポケモンから成るパーティを構築し直すか、同じパーティのまま次の対戦に移行する。Web上では、上記の流れでオンラインで行われた対戦を集計した内容から、ポケモンの使用率のランキング、あるポケモンに対する他のポケモンの同時使用率のランキング、技の所持割合などのデータが公開されている。

以上の対戦の流れにおいて、本稿で注目する“戦術の選択”に該当するのは、最初のパーティ構築の部分である。6匹のポケモンの組み合わせや、それぞれのポケモンにどのような技を覚えさせるかに依って、対戦時にどのような選出が出来るか、どのような行動を指示出来るかが決まる。従って、対戦の勝利を目指す上で、その時の対戦環境の流行（例えば、以前までそれ程使われていなかったポケモンが、ある時期を境に突然使用率が上昇したり、全く使用されなくなったり）を押さえたパーティを構築する事が重要である。

3. 提案システム

本章では、出来る限り最新のオンライン対戦データに適用したコミュニティ抽出結果を活用することで、不完全情報ゲームのAIに対戦環境に即したパーティを構築させるシステムを提案する。複数のポケモンによって形成されるコミュニティをパーティ構築に用いる事で、パーティを構成するポケモンの組み合わせを的確に、適時に選択させる事を目指す。

3.1 コミュニティ抽出

戦術の選択としてパーティ構築をゲームAIに行わせるため、公開されているオンライン対戦データのうち、ポケモンの使用率の順位と各ポケモンに対して同時使用率が高いポケモンの順位を用いてエッジリストを作成し、コミュニティ抽出を施す。これによって、現在の対戦環境においてポケモンが形成している

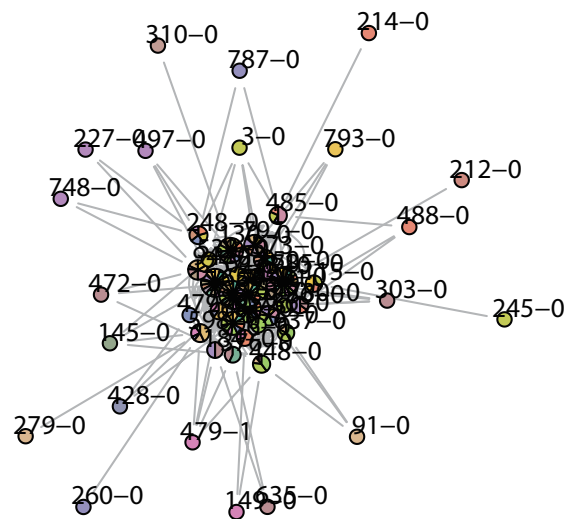


図3 オンライン対戦データのコミュニティ抽出（数字はポケモンID）

コミュニティが発見される。このコミュニティは同時使用率に基づいているため、それぞれの各コミュニティは同時に使用される可能性が高い、プレイヤーが好んで組み合わせているポケモンの集団となる。このコミュニティデータを利用してゲームAIが構築するパーティの候補を絞り込む事で、対戦環境の流行に即したパーティの構築が効率良く行われる事が期待出来る。

コミュニティ抽出にはRStudioのパッケージ“linkcomm”を用いる。linkcommでは各ノードについて複数のコミュニティに重複して所属する事が出来るため、あるポケモンについて、有力と思われる組み合わせが複数ある場合、それらを見逃さずに発見する事が出来る。エッジリストには、オンライン対戦における使用率上位30種のポケモンと、それらの同時使用率上位20種のポケモンによって形成されるものを用いる。対象を使用率上位のポケモンに限定する事で、全ポケモンを対象にした場合と比較して、対戦環境中でより流行している組み合わせを含むコミュニティデータが取得し易くなる事が見込まれる。

コミュニティ抽出に用いるエッジリストをグラフ化したのが図3である。使用率が高いポケモンは他の多くのポケモンとの同時使用率が高くなるため中心部分に出現し、逆に他のポケモンと比較して使用率がそれほど高くないポケモンや、特定の組み合わせのみに含まれているようなポケモンは中心部分から離れた場所に配置される。ノードの右上に記されている数字はポケモンの種類を識別するIDを表している。ノードの色は所属するコミュニティを表しており、単色のノードは1つのコミュニティにのみ属するポケモンを、いくつかの色に分割されているノードは複数のコミュニティに属するポケモンを表している。

3.2 コミュニティ抽出結果に基づくパーティ構築

前節で抽出されたコミュニティは最低2種以上のポケモンを含んでいる。本研究では、それぞれのコミュニティについて、それに所属するポケモンが、不特定多数のプレイヤーによって好んで組み合わせられているという仮説の元、コミュニティデータをパーティ構築に用いる。

コミュニティ抽出結果を基に、対戦で使用する6匹から成るパーティを構築する手法として、以下の2種類が考えられる。

表 1 SM シーズン 5 におけるポケモン「ミミッキュ (ID: 778-0)」の「覚えている技 (20+1 種類)」リスト (文献 [8] より一部抜粋)

| 覚えている技 s | 所持割合 $\text{percent}_{p_i}(s)$ |
|------------|-----------------------------------|
| じゃれつく | 93.917705867340% |
| かげうち | 86.730720150666% |
| つるぎのまい | 79.524153165125% |
| ... | ... |
| まどわりつく | 0.174251291484% |
| シャドーボール | 0.131348511384% |
| あまえる | 0.049283193551% |
| その他 | 0.216714043070% |

[手法 1] 所属するポケモンが 6 匹のコミュニティをそのままパーティとして扱う手法.

[手法 2] 所属するポケモンが 6 匹未満のコミュニティに対して、そのコミュニティに不足している要素を持つポケモンをパーティが 6 匹になるまで追加する手法.

手法 1 は所属するポケモンの数が 6 匹のコミュニティをそのままパーティとして扱うため、コミュニティ内のポケモンがそれぞれの間にエッジを持っており、関係性が強くなる事が利点である. 手法 2 の場合、不足している要素 (例えば、「補助」や「水」タイプが足りないなど) を補ってパーティを構築するため、バランスの優れたパーティを構築出来る事が期待出来る.

手法 2 において、コミュニティやパーティの持つ特徴を見つけるために、各ポケモンについてどのような要素や役割を持っているかのデータベースを作成する. その準備として、まず、ポケモンが覚える技 521 種全てに、第 1 著者の知識に基づいて、スコア (攻撃, 防御, 補助の 3 つの観点から成る) を設定する. 例えば、相手にダメージを与える技であれば攻撃のスコアが 1.0 (防御, 補助のスコアは 0.0), 自分の体力を回復する技であれば防御が 1.0 (攻撃, 補助のスコアは 0.0), 相手のステータスを下げる技は補助が 1.0 (攻撃, 防御のスコアは 0.0), また、ダメージを与えつつ相手のステータスを下げるような技の場合は攻撃が 0.5, 補助が 0.5 (防御は 0.0) などを設定している. このようにして技のデータベースを作成し、これを用いてポケモンの持つ要素や役割を数値化する.

各ポケモンの技の所持割合上位 (最大 20+1 種) をデータサイトから取得し、その所持割合とスコアをデータベースに格納する. 表 1 は、「ポケットモンスターサン・ムーン」で行われたオンライン対戦のシーズン 5 において、ポケモン「ミミッキュ (ID: 778-0)」が覚えている技とその所持割合を、データサイトから一部抜粋したものであるが、最後の「その他」に関するデータ行はデータベースに格納していない. 表 2 はポケモン「ミミッキュ (ID: 778-0)」が覚えている技のスコアをまとめたものである. 表中の ATK, DEF, SUP はそれぞれ攻撃 (ATTACK), 防御 (DEFENCE), 補助 (SUPPORT) を表している. なお、両表について、「覚えている技」リストの数はポケモンの種類 (ID) に依って異なる.

この様にして得た各ポケモンの技の所持割合と技のスコアを用いて、以下の式で各ポケモンの要素毎のスコアを求める.

表 2 ポケモンの「技 (521+1 種類)」の攻撃/守備/補助スコア (全てのポケモンで共通の値を第 1 著者が割り当てた)

| 覚えている技 s | 攻撃スコア $\text{score}_{\text{ATK}}^S(s)$ | 防御スコア $\text{score}_{\text{DEF}}^S(s)$ | 補助スコア $\text{score}_{\text{SUP}}^S(s)$ |
|------------|---|---|---|
| じゃれつく | 1.0 | 0.0 | 0.0 |
| かげうち | 1.0 | 0.0 | 0.0 |
| つるぎのまい | 1.0 | 0.0 | 0.0 |
| ... | ... | ... | ... |
| まどわりつく | 0.5 | 0.0 | 1.0 |
| シャドーボール | 1.0 | 0.0 | 0.0 |
| あまえる | 0.0 | 1.0 | 0.5 |
| その他 | N/A | N/A | N/A |

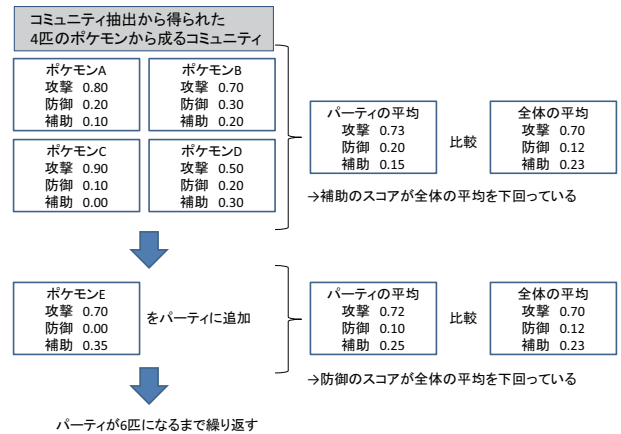


図 4 手法 2 によるパーティ構築の流れ

$$\text{score}_{\text{ATK}}^P(p_i) = \frac{\sum_{s \in \text{skill}(p_i)} \text{score}_{\text{ATK}}^S(s) \cdot \frac{\text{percent}_{p_i}(s)}{100}}{\sum_{s \in \text{skill}(p_i)} \frac{\text{percent}_{p_i}(s)}{100}}$$

$$\text{score}_{\text{DEF}}^P(p_i) = \frac{\sum_{s \in \text{skill}(p_i)} \text{score}_{\text{DEF}}^S(s) \cdot \frac{\text{percent}_{p_i}(s)}{100}}{\sum_{s \in \text{skill}(p_i)} \frac{\text{percent}_{p_i}(s)}{100}}$$

$$\text{score}_{\text{SUP}}^P(p_i) = \frac{\sum_{s \in \text{skill}(p_i)} \text{score}_{\text{SUP}}^S(s) \cdot \frac{\text{percent}_{p_i}(s)}{100}}{\sum_{s \in \text{skill}(p_i)} \frac{\text{percent}_{p_i}(s)}{100}}$$

但し、 $\text{skill}(p_i)$ は、あるポケモン p_i が「覚えている技」のリストを取得する関数である. $\text{score}_{\text{X}}^S(s) (\in \{0.0, 0.5, 1.0\})$ は、ポケモンが持つ技 s のそれぞれのスコアの値を表し、その値に関する対象ポケモンのスコアが求められる. また、 $\text{percent}_{p_i}(s) (\in [0, 100])$ は、あるポケモン p_i が技 s を覚えている所持割合 (百分率) を表している. なお、あるポケモン p_i に対してプレイヤーは最大で 4 つの技を覚えさせる事が出来るため、技の所持割合の合計は 100% を超える (スコア $\text{score}_{\text{X}}^P(p_i)$ の計算式の分母の値が 1.0 を超える) 事に注意が必要である.

得られたスコアによってパーティの特徴や不足要素を発見し

たのち、不足する要素を補えるポケモンを、こちらも求めたスコアに基づいて探索する。手法2によるパーティ構築の流れを図4に示す。まず、その時点での各要素のパーティ内での平均スコアを求める。それを、パーティ構築に使用する全てのポケモンの平均スコアと比較し、下回っている要素があった場合、そのスコアを平均以上に出来るか、最も平均に近付ける事が出来るポケモンを探索し、パーティに加える。もし複数の要素のスコアが全体の平均スコアを下回っていた場合、それらの中でスコアの差が最も大きい要素を参照する。また、全ての要素が全体の平均を上回っていた場合、平均との差が最も近い要素を参照し、その要素が最も高いポケモンを探索する。この作業をパーティが6匹になるまで繰り返す。

また、ポケモンはそれぞれタイプを持っているが、タイプの偏りが生じると特定の相手に対して勝てないという事態になる事が想定出来るため、新たにパーティに追加するポケモンは、パーティ内の他のポケモンとはタイプが重複しないようにし、スコアで必要要件を満たしているポケモンであっても、タイプが重複する場合は候補から除外する。

パーティ構築に使用するポケモンは、使用率ランキングの上位から一定の範囲までを対象とする。上位のポケモンのみを追加の対象とすると、現在の環境で頻繁に使われている、環境に即したポケモンがパーティに追加され易くなる。下位のポケモンを対象に含めた場合、現時点では人間のプレイヤーが発見していない新たな戦術を発見出来る可能性がある。この範囲の設定によって構築されるパーティは変化するため、どれだけの範囲を取るのが最も有効か、今後、検討する必要がある。

4. 評価実験

本章では、3.2節で導入した2つの手法で構築されたパーティについて、実際に環境に存在するパーティと比較して、プレイヤーにとってどの程度強く見えるのかという基準で評価実験を行う。手法の比較として、手法1や手法2によって機械的に構築されたパーティと、プレイヤーが人手で構築したパーティとを、強いと感じた順に並べ替えるアンケート6問を、図5の形式で、普段からポケットモンスターのオンライン対戦を行っている13名のプレイヤーに対して実施した。プレイヤーが構築したパーティには、Web上で公開されていて多数のプレイヤーが使用出来るレンタルパーティのうち、使用回数が多いもの上位6件を用いた。また、設問毎に回答者の評価の基準を簡易に記入する欄を設け、どのような要素が評価に影響を与えるのかも確認した。また、手法2における追加対象のポケモンの比較として、対象範囲を上位100種、150種、200種の3パターンで、それぞれ同一の6匹未満のコミュニティにポケモンを追加したパーティを、パーティ構築手法の比較と同様の形で13名のプレイヤーにアンケート3問を実施した。

4.1 パーティ構築手法の比較

手法比較のアンケート結果が図6、評価基準が表3である。1位に選ばれた回数はプレイヤーの構築したレンタルパーティが飛び抜けて多く、残念ながら手法1や手法2は人間のプレイヤーにとってはそれほど強さを感じさせないという結果になっ

設問1
 パーティA:
 ポケモンA-1 ポケモンA-2 ポケモンA-3
 ポケモンA-4 ポケモンA-5 ポケモンA-6
 パーティB:
 ポケモンB-1 ポケモンB-2 ポケモンB-3
 ポケモンB-4 ポケモンB-5 ポケモンB-6
 パーティC:
 ポケモンC-1 ポケモンC-2 ポケモンC-3
 ポケモンC-4 ポケモンC-5 ポケモンC-6
 回答1. 2. 3.

設問2
 パーティA:
 ポケモンA-1 ポケモンA-2 ポケモンA-3
 ポケモンA-4 ポケモンA-5 ポケモンA-6
 パーティB:
 ポケモンB-1 ポケモンB-2 ポケモンB-3
 ポケモンB-4 ポケモンB-5 ポケモンB-6
 パーティC:
 ポケモンC-1 ポケモンC-2 ポケモンC-3
 ポケモンC-4 ポケモンC-5 ポケモンC-6
 回答1. 2. 3.

図5 アンケートの実施形式

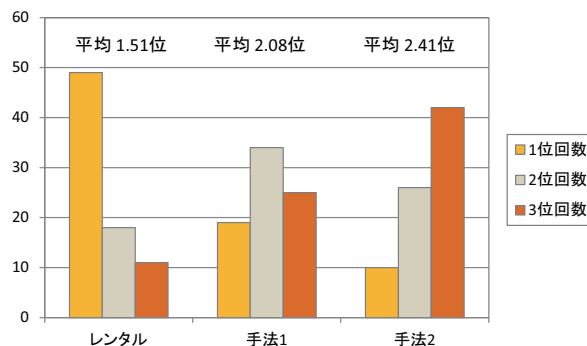


図6 パーティ構築手法の比較結果

表3 パーティ構築手法の比較の評価基準

| 1位とした手法 | 主な評価基準 |
|---------|--|
| レンタル | 特定の有力なポケモンが含まれている。 ステータスが高いポケモンが多い。 使用率の高いポケモンが多く含まれている。 |
| 手法1 | 有力な組み合わせが含まれている。 |
| 手法2 | タイプバランスが良い。 |

た。レンタルパーティを1位とした評価基準では、ステータスの高さや、現環境における使用率の高いポケモンが含まれているかなど、ポケモンの組み合わせよりも、それぞれのポケモン単体での性能の高さを評価するコメントが多く見られた。また、レンタルパーティに含まれるポケモンの多くは、攻撃のスコアが全体の平均よりも高く、逆に防御と補助のスコアは平均を下回っていた。この点が、全ポケモンの平均スコアを参照して構築を行う手法2に対する評価が他手法よりも低くなる結果に繋

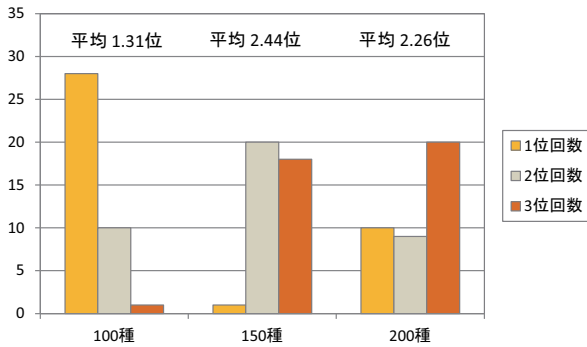


図7 手法2における対象ポケモン数の比較結果

表4 手法2における対象ポケモン数の評価基準

| 使用ポケモン数 | 主な評価基準 |
|---------|--------------------------|
| 100種 | 単体で使いやすいポケモンが多い。 |
| 150種 | 消去法。 |
| 200種 | 流行ポケモンに対して強いポケモンが含まれている。 |

がったと考えられる。

手法1では、プレイヤーが好んで組み合わせているポケモンが同一パーティに含まれている事が評価されている。このことから、コミュニティ抽出に基づいてパーティを構築する事について、対戦環境中で有効な戦術を選択するという点で一定の効果がある事が認められる結果になっていると言える。

手法2では、タイプの重複を避けるようにした結果、パーティ内でのタイプのバランスの良さを理由に高い評価を得た設問があった。そのため、手法2自体に改善の余地はあるが、タイプバランスに配慮する事は今後の実装においても有効に働くと考えられる。

4.2 手法2における対象ポケモン数の比較

手法2における対象ポケモン数比較のアンケート結果が図7、評価基準が表4である。前節の手法の比較でも評価基準として挙げられていた単体での性能の高さがこちらでも重視されており、その結果、対象範囲を上位100種に絞ったものが最も評価が高くなっていると考えられる。一方、上位200種まで対象を広げた場合、上位100種や150種までを対象にした際には追加されなかった、流行ポケモンに対して有利なポケモンが出現したため、対象を広げる事の有効性が一定あると言える。

対象を上位150種にした場合については、構築されたパーティを2位としている回答は多かったものの、その評価基準が消去法によるものが多かったため、有効な選択を出来ていたという訳ではない。他の手法も強さが不十分な結果だった時にそれを多少上回っていた程度であると考えられる。

5. 今後の研究課題

本稿における評価実験によって、オンライン対戦データを用いたコミュニティ抽出に基づくパーティ構築システムについて、提案システムの精度は芳しい結果ではなく、人間プレイヤーによるパーティ構築と比較して強さは不十分ではあるものの、手

法による特徴や利点を発見出来、今後のゲームAI製作の足掛かりを得ることが出来た。また、本稿ではプレイヤーにアンケートを取り、構築されたパーティが「人間にとってどれだけ強く感じさせるか」という観点で評価実験を行ったが、他に構築されたパーティの完成度を評価する方法として、システムによって構築されたパーティをプレイヤーに実際に使用させ、その使用感からどの程度の強さを持つ構築なのか確認するものが考えられる。本稿における評価実験の結果と、この方法での評価実験の結果を併せて検討する事で、それぞれの手法の構築精度について、より詳しく評価出来るため、新たに実験を行いたい。

本稿で提案した2つのパーティ構築手法は、使用率上位のポケモンが構築に含まれ難いという点で、プレイヤーによって構築されたパーティよりも評価が低くなった。それらを含みつつ強力な構築を選択する手法として、7匹以上を含む大規模コミュニティの中からパーティを構成する6匹を抽出するシステムが考えられるため、今後、実装を目指す。また、プレイヤーの構築したパーティでは攻撃のスコアが重視されており、防御と補助のスコアは軽視されている点から、手法2におけるスコアの利用の仕方として、攻撃のスコアを重視するようなパラメータを与える事が考えられるため、この実装も検討の必要がある。

また、ゲームにおける戦術選択には流行り廃りがあり、過去、現在、未来それぞれのデータを比較すると大きな差異が認められる可能性がある。その差異から流行の変化する傾向を発見出来れば、現在の環境で強いとされている戦術のみならず、将来的に流行し得る戦術を他のプレイヤーに先んじて使用したり対策を講じたり出来るため、ゲームAIの強化が期待出来る。

本稿では、戦術の選択としてパーティ構築に注目し、その手法を研究開発したが、一方で、行動の選択として、選出決定と行動決定のプロセスの実装には未だ至っていない。実際にゲームAIに対戦を行わせるためには、この2つのプロセスも不可欠であり、今後の重要な課題である。

文 献

- [1] 飯田 弘之, “AI と将棋,” 情報処理学会 研究報告「知能と複雑系」, Vol.1995, No.23, pp.23-32 (1995).
- [2] 保木 邦仁, “コンピュータ将棋の新しい動き: 3. コンピュータ将棋における全幅探索と futility pruning の応用,” 情報処理, Vol.47, No.8, pp.884-889 (2006).
- [3] 伊藤 毅志, 松原 仁, Reijer Grimbergen, “将棋の認知科学的研究 (1) - 記憶実験からの考察,” 情報処理学会論文誌, Vol.43, No.10, pp.2998-3011 (2002).
- [4] 伊藤 毅志, 松原 仁, Reijer Grimbergen, “将棋の認知科学的研究 (2) - 次の一手実験からの考察,” 情報処理学会論文誌, Vol.45, No.5, pp.1481-1492 (2004).
- [5] 小林 紀之, 安藤 剛寿, 上原 貴夫, “不完全情報ゲームにおける推論とプレーのアルゴリズム,” 情報処理学会 研究報告「ゲーム情報学」, Vol.2000, No.27, pp.55-62 (2000).
- [6] 加藤 千裕, 三輪 誠, 鶴岡 慶雅, 近山 隆, “ターン制ストラテジーゲームにおける戦術決定のための UCT 探索とその効率化,” ゲームプログラミングワークショップ2013 論文集, pp.138-145 (2013).
- [7] Pokémon Global Link, <https://3ds.pokemon-gl.com/> (2017).
- [8] PGL DATABASE, <http://pgl-db.net/> (2017).
- [9] CRAN - Package linkcomm, <https://cran.rstudio.com/web/packages/linkcomm/index.html> (2017).