

平成31年度 修士研究論文

題目 オープン対戦データ分析による
不完全情報の推測に基づく
ルールベースゲーム AI に関する研究

指導教員 服部 峻

提出者 室蘭工業大学院 情報電子工学系専攻

氏名 渡邊 稜平

学籍番号 18043050

提出年月日 令和2年1月31日

目次

第 1 章	序論	1
第 2 章	研究対象ゲーム	3
2.1	対戦ルール	3
2.2	対戦前の準備	4
2.3	ポケモンにおける不完全情報	5
第 3 章	関連研究	6
3.1	完全情報ゲーム	6
3.2	不完全情報ゲーム	7
3.3	ポケモンに関するゲーム AI	7
第 4 章	提案手法	9
4.1	パーティ構築	9
4.1.1	コミュニティ抽出	9
4.1.2	コミュニティ抽出結果を利用したパーティ構築	11
4.2	対戦相手の戦略推定	14
4.2.1	役割タグ設定	15
4.2.2	戦略推定	15
第 5 章	評価実験	19
5.1	パーティ構築に関する評価実験	19
5.1.1	パーティ構築手法の比較	20
5.1.2	手法 2 における対象ポケモン数の比較	21
5.2	戦略推定に関する評価実験	22
5.2.1	人間による戦略推定に対する再現率	22
5.2.2	人間の戦略設定に対する再現率と適合率	26
第 6 章	結論	28
	参考文献	30

目次

2.1	ポケモンにおける対戦の流れ	4
2.2	ポケモンの情報	5
4.1	オープン対戦データからポケモンの使用率を用いたコミュニティ抽出（数字はポケモン ID）	10
4.2	手法 2 によるパーティ構築の流れ	14
4.3	戦略の分類	16
4.4	タグ設定と戦略推定の流れ	18
5.1	パーティ構築手法の比較結果	20
5.2	手法 2 における対象ポケモン数の比較結果	21
5.3	人間の推定結果に対するシステムの再現率	23
5.4	設問 1 の回答結果（メタグロス, ゲッコウガ, ミミッキュ, ボルトロス, プテラ, スイクン）	23
5.5	設問 2 の回答結果（クチート, ゲッコウガ, ミミッキュ, ギャラドス, フシギバナ, ウルガモス）	24
5.6	設問 3 の回答結果（カバルドン, スイクン, ポリゴン 2, ギルガルド, キノガッサ, オニゴーリ）	24
5.7	設問 4 の回答結果（クレセリア, クチート, カプ・ブルル, ヒードラン, ゲッコウガ, ゲンガー）	24
5.8	設問 5 の回答結果（ニョロトノ, ラグラージ, カミツルギ, ボーマンダ, ミミッキュ, ギルガルド）	24
5.9	設問 6 の回答結果（ミミッキュ, ボーマンダ, ポリゴン 2, グライオン, エアームド, ドヒドイデ）	25
5.10	設問 7 の回答結果（メタグロス, バンギラス, ジャローダ, カプ・テテフ, ランドロス, ウルガモス）	25
5.11	設問 8 の回答結果（サザンドラ, ギルガルド, マリルリ, フシギバナ, ガオガエン, テッカグヤ）	25
5.12	設問 9 の回答結果（カプ・ブルル, エンペルト, クチート シャンデラ, ガブリアス, フェローチェ）	25

5.13	設問 10 の回答結果 (ガルーラ, ボルトロス, ランドロス, ミミッキュ, ウルガ モス, ゲッコウガ)	26
------	---	----

表目次

4.1	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	11
4.2	ポケモンの「技 (521+1 種類)」の攻撃/守備/補助スコア	11
5.1	パーティ構築手法の比較の評価基準	21
5.2	手法 2 における対象ポケモン数の評価基準	22
5.3	正解セットに対する再現率と適合率	27

第 1 章

序論

コンピュータゲームはその登場以来人々のポピュラーな娯楽として楽しまれている。特に、近年では携帯用ゲーム機やスマートフォン、タブレット端末の普及により、時や場所を問わずその利用が可能となっている。チェスや将棋、囲碁などの対戦型のアナログゲームと同様に、対戦型のコンピュータゲームにおいても人間対人間の対戦は主流な遊び方のひとつである。例に挙げたアナログゲームではゲーム AI の研究が以前から盛んに行われており、現在では Google Deep Mind によって開発された AlphaGo [1] のように、人間のトッププレイヤーであっても太刀打ち出来ない高い実力を持つものも多く存在する。

一方でコンピュータゲームにおいては、ゲーム内の機能として簡易にゲーム AI との対戦を実装しているものは多くあり、最近では人間との対戦で勝つことを目的とした研究も行われているが、アナログゲームのゲーム AI と比べると、コンピュータゲームのゲーム AI の人間に対する勝率は劣っているのが現状である。その理由として、対戦型コンピュータゲームの多くは、ゲームの盤面上における情報の一部が参照出来ない「不完全情報」を取り扱い、また全く同一の場面において同一の行動を選択しても異なる結果が発生する「不確定情報」を取り扱うということが挙げられる。これにより、完全・確定情報を取り扱うアナログゲームでは高い計算能力によって確実に行動評価を行うことが出来る手法であっても、不完全・不確定情報を取り扱うゲームではその場面での最善手の判断や、人間によるブラフや駆け引きに対応し切れない場合が生じてしまう。これがこの種のゲームにおけるゲーム AI 研究の難しさの理由のひとつである。

本研究では、特に不完全情報を取り扱う上での問題について、コンピュータゲームにおけるオープン対戦データを利用することによって解決を図る。例えば、対戦相手が選択したある行動について、その行動がその場面で対戦相手にとって最善手であるか否かについて、対戦相手が取り得る行動が全て分かっているならば、その行動について正しく評価を行う事が出来ない。もし対戦相手が取り得る行動の中により良い選択肢があるにもかかわらず、こちらを攪乱させることを目的としてそれ以外の行動を選択をした際に、その意図を見抜けず、相手の術中にはまってしまふことが考えられる。ここで、Web 上に公開されているオープン対戦データを用いることによって対戦相手が取り得る行動を推測する。オープン対戦データとは、過去にプレイヤー間で行われた対戦のデータを集積したものであり、これを分析することで、不完全情

報のひとつである，対戦相手が取り得る可能性が高い行動を推測することが可能になることが期待出来る．その結果に基づいて対戦相手の行動が最善手であるのか，あるいは他の意図によって選択されたものかを判断することで，従来のゲーム AI よりも人間との駆け引きへ対応出来るようになると考えられる．

本研究では，コンピュータゲームの中でも世界的に広くプレイヤーが存在する“ポケットモンスター”シリーズを対象としている．ポケットモンスターのゲーム AI に関する研究として，行動選択に着目して行われた既存研究は存在するが，実際には対戦中の行動選択のみではなく，対戦をする前に各プレイヤーが行う事前準備も勝敗に大きな影響を及ぼす．ここで，事前準備とは，実際の対戦においてプレイヤーがどのような戦略に基づいて勝利を目指すかを決定し，各々が対戦中に取り得る行動を設定することを指す．本研究では，この事前の準備において，システム自身が使用する有効な戦略を発見することや，対戦相手が取り得る戦略を推定することによって対戦を有利に進められると考えられ，それらを実現する為の手法として，オープン対戦データ分析によって得られた結果を基に，自身の戦略決定や，対戦相手の戦略を推測する為のルールをこれまでプレイヤーが獲得してきた知識に基づいて設定し，それによって不完全情報の推測を行うルールベースゲーム AI を提案する．

第 2 章

研究対象ゲーム

本章では，本研究で研究対象とするコンピュータゲームについて説明する．本研究で研究対象とするゲームは“ポケットモンスター”シリーズ（以下ポケモン）である．ポケモンは有名なロールプレイングゲームの一種であるが，各々のプレイヤーが育成したポケモン同士を戦わせることで勝敗を決する対戦も世界的に人気があり，世界規模の大会が行われている他，大小様々なユーザコミュニティが存在している．また，対戦におけるデータが公式サイト [2] で公開されており，それらをまとめたデータサイト [3,4] も存在している．まずは，ポケモンの対戦ルールや特徴を述べる．次に，ポケモンにおける不完全情報にあたる要素について説明し，その他の不完全情報ゲームと比較した際の特徴について述べ，ポケモンを研究対象とする意義を明確にする．

2.1 対戦ルール

ポケモンの対戦はターン制で進行し，プレイヤー 1 人对 1 人で行われ，先に相手のポケモン 3 匹を全て戦闘不能にすることで勝利を目指す．場にはお互いのプレイヤーのポケモンが 1 匹ずつおり，プレイヤーはターン毎に自分のポケモンに行動の指示を出す．ターンはプレイヤーによって分かれておらず，両プレイヤーは同時に行動選択を行い，それから選択内容に応じた処理が行われる．行動の処理順は選択した行動内容やポケモンのステータスによってターン毎に異なる．両プレイヤーの行動処理が完了すると次のターンに移る．選択出来る行動は各ポケモンが覚えている技 4 種と，控えのポケモン 2 匹のいずれかとの交代の 6 パターンがある．各ポケモンは種類毎に数十種の技を覚えることが出来るが，プレイヤーは各々取捨選択し，自分のポケモンに覚えさせる 4 種の技を選ぶ．その為同種のポケモンであっても，取り得る行動は必ずしも同一ではない．ダメージを与える技によっていずれかのプレイヤーのポケモンの体力が 0 になり戦闘不能になった場合，そのターンが終了した後，該当するプレイヤーは控えのポケモンから 1 匹を選び，新たに場に出す．これをいずれかのプレイヤーのポケモン 3 匹の体力がなくなるまで繰り返すのが，ポケモンの基本ルールである．

2.2 対戦前の準備

実際の対戦の流れは前節で述べた通りであるが、ポケモンの対戦においては対戦を行う前の準備が勝敗に大きく影響する。事前準備も含めた対戦の流れを図 2.1 に示す。プレイヤーは対戦時にはそれぞれ 6 匹のポケモンから成るパーティを持ち寄り、お互いのパーティを見せ合いながら秘密裏にその対戦で使用するポケモン 3 匹を選出する。ここで、ポケモンは図 2.2 のように、それぞれ技を 4 つ覚えている他、体力、攻撃、素早さなど 6 つのステータスがあり、ステータスもプレイヤーの育成の仕方によって一定の範囲の中で変動する。更に、ポケモンにはそれぞれタイプと呼ばれる属性があり、その属性による有利不利がある。プレイヤーはこれらの要素を考慮し、自分のパーティを構築する。選出に際しては、お互い 6 匹から 3 匹を選ぶ為、相手のパーティの組み合わせから相手の各ポケモンの覚えている技やステータスや、相手が実際に選出すると思われるポケモン 3 匹を推測し、対戦を有利に運べるように自分の選出を決める必要がある。不利な選出をしてしまった場合、選択すべき有利な行動がないという状態にもなりかねない為、対戦前の準備であるパーティ構築、選出決定も勝利を目指す上では非常に重要であると言える。

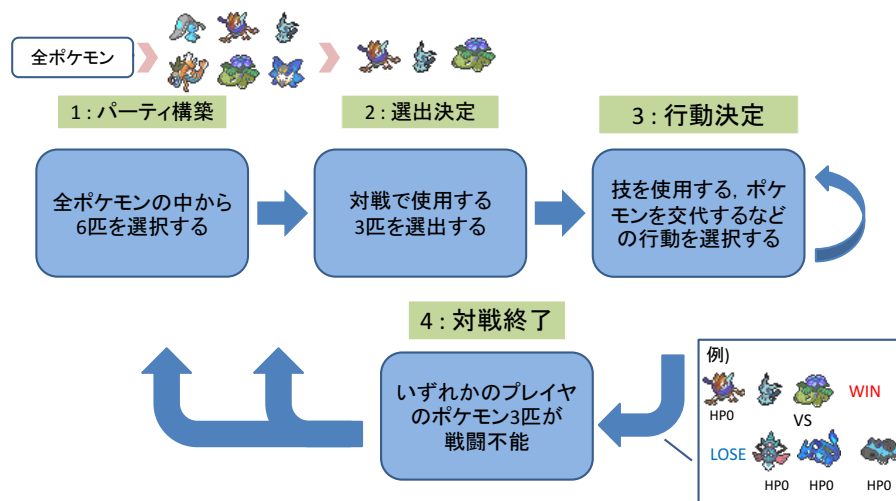


図 2.1: ポケモンにおける対戦の流れ

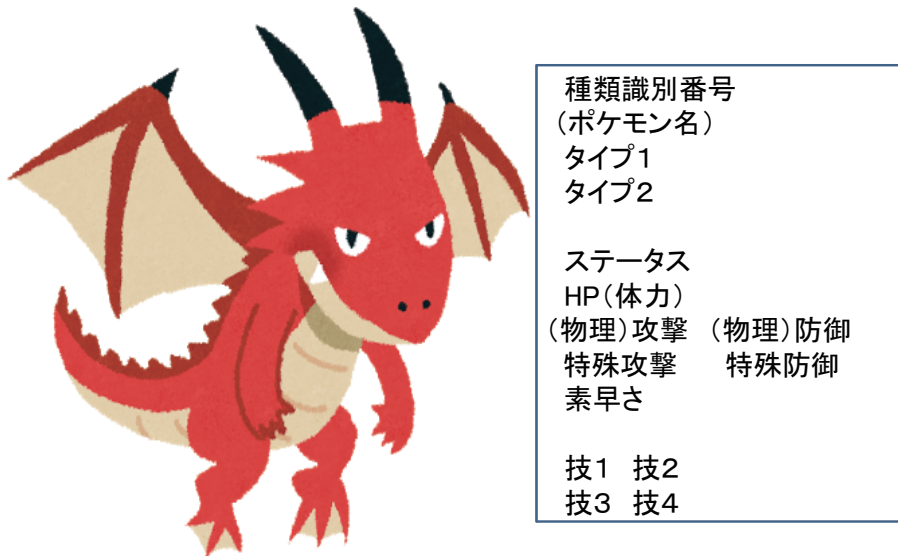


図 2.2: ポケモンの情報

2.3 ポケモンにおける不完全情報

ポケモンが覚えている技やステータスはプレイヤーの育成方針によって異なる為、ポケモンの種類を見ただけで一意に定めることは出来ず、これらが不完全情報となる。技やステータスによってポケモンは先にダメージを与え相手を倒す、相手の攻撃を耐え反撃する、自身を犠牲に味方を補助するなど異なる役割を担うことがあり、それぞれの役割に対して有効な行動もまた異なる。その為、相手のポケモンの組み合わせからこれらの不完全情報やポケモンの役割を正しく推測することで、よりの確な選出や行動選択が可能となる。本研究では、Web 上で公開されているオープン対戦データから、有効と考えられるポケモンの組み合わせや、対戦相手のポケモンの役割、戦略を推測する。

ポケモンを研究対象として設定する意義として、麻雀やポーカーのような不完全情報ゲームと比較すると、プレイヤー自身がコントロール出来る要素が多い点が挙げられる。例に挙げたゲームでは対戦が開始するまで自分がどのような手を選択出来るか、また対戦相手がどのような手を取り得るかが不確定である。一方、ポケモンでは選択出来る手が事前の準備でプレイヤーの意思によって決定出来る。また、対戦相手の取り得る手については不完全情報ではあるが、対戦が開始した時点から対戦が終了するまでに変化することはない。既存のゲーム AI では各時点における盤面や、対戦相手の行動履歴を参照して行動選択を行っているが、むしろ実際の対戦中における行動選択以外の要素を含むゲームであっても、それらに着目した研究は行われていない。そこで、本研究では、自他の事前準備に着目することで、より優れたゲーム AI の実現に寄与出来る可能性があると考えた。

第 3 章

関連研究

本章では、関連研究との比較によって本研究の立ち位置を明確にする。まず、完全情報ゲーム、不完全情報ゲームそれぞれに関する既存研究について述べる。次に、特に研究対象ゲームをポケモンに絞って行われた研究について触れる。

3.1 完全情報ゲーム

ゲーム AI の研究対象として取り扱われることが多い完全情報ゲームとして、将棋や囲碁が挙げられる。文献 [5] では将棋プロ棋士と AI 研究者としての両視点から、ゲーム AI にプロ棋士レベルの指し手の定式化を行い、それを実装する為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 [6] では、当時としては画期的な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を自動生成する手法について記されている。特に、評価関数の自動生成手法は「ボナンザ・メソッド」として高く評価され、これ以降の将棋 AI の多くに導入された。将棋に関しては認知科学の観点からも研究が行われており、文献 [7, 8] では、人間が対局中にどのような思考を行っているかを、盤面の推移や手の選択手順から分析している。このような研究は人間が取る戦略の定式化という形でゲーム AI の開発に活用出来ると考えられる。また、囲碁のゲーム AI については、1 章でも触れた “AlphaGo” が人間を遥かに上回る実力を持つものとして有名で、囲碁棋士の中でもトッププロとされる李世ドル氏との対局で勝ち越し、ゲーム分野に限らない世界的な AI ブームの呼び水となった。AlphaGo は以降 “AlphaGo Master,” “AlphaGo Zero,” “AlphaZero” と開発が進められたが、これらはニューラルネットワークを用いた手法を応用して、数千万回の自己対局によって碁石の配置に対する評価を強化学習する。人間によって発見されていなかった革新的な指し手を数多く打ち出し、囲碁における新たな定石を生み出した。AlphaZero では用いた手法が囲碁のみならず将棋やチェスにも応用出来ることを示し、それまでそれらのゲームでトップとされていたゲーム AI に勝利した。

3.2 不完全情報ゲーム

不完全情報ゲームの AI 研究も近年では積極的に行われているが、その実力は前節で述べた完全情報ゲームに関するものと比較すると劣るものが多い。文献 [9] では不完全情報ゲームのひとつであるブリッジについて、対戦相手の過去の手の推移から現在取り得る手を推測する手法について研究している。しかし、この研究では、対戦相手が常に最善手を選択することを前提として推測を行う為、1章で述べたような情報の不完全さから生じる駆け引きには対応出来ないという点に問題が残る。また、文献 [10] は、ゲーム AI による戦略決定の為の探索の高速化、及びよりの確な手の選択を目指した研究を行っているが、ゲーム AI 同士の対戦における勝敗での評価実験に留まっており、人間との対戦で勝利する段階には至っていない。

本研究では、対戦相手の取り得る手の推測において、実際に選択された行動が対戦相手に取って最善手であるものとして扱うのではなく、未だ対戦相手が明らかにしていない本当の最善手を発見することで、人間が行う駆け引きへの対応を目指す。その為に、対戦相手がどのような戦略に基づいたパーティを使用しているのかを推測する。

3.3 ポケモンに関するゲーム AI

特にポケモンを研究対象としたゲーム AI の研究も行われている。文献 [11] では、ポケモンの AI に人間らしい振る舞いをさせる為の手法としてベイズ推定を用いている。この研究では、人間プレイヤーが対戦の練習を行えるようなゲーム AI の実装を目的とし、人間同士の対戦で発生するような駆け引きを疑似的にゲーム AI に行わせることを試みている。但し、この研究はゲーム AI を強くすることではなく、あくまでも人間らしい駆け引きの実現を目指したものである。また、文献 [12] では、ポケモン対戦における行動決定に対して、乱数を用いて効率的な木探索を行うモンテカルロ木探索 (MCTS, Monte-Carlo Tree Search) と、知識利用を可能とした Upper Confidence Tree (UCT) を用いた行動選択手法を実装している。MCTS は前節で述べた AlphaGo においても用いられており、UCT アルゴリズムは麻雀等の不完全情報ゲームの AI でも有効性が確認されている。この研究は完全情報ゲームや他の不完全情報ゲームにおいて有効な手法がポケモンに対しても有効であるかの調査を目的としている。結果として、MCTS と、その上位互換であるとされている UCT の間に有意な差が見られなかったことから、ポケモンのゲーム AI には他のゲームにない独自性があり、研究意義があると結論付けられている。

これらはポケモンの対戦における行動選択手法について研究しているものである。一方で、ポケモンの対戦で勝利を目指す上では事前準備も重要なタスクであるにも関わらず、これに関する研究は行われていない。本研究は、事前準備の時点で行動選択に活用可能な情報を取得することが重要であり、新たな行動選択手法の発見に繋がると考えたものである。しかしながら、これまで完全情報ゲームや他の不完全情報ゲームで有効であった手段が活用出来ておらず、また、本研究は、従来研究では着目されていなかった点を新たに検討するものである。そ

ここで、新たな手法を発見する為の手掛かりとして、まずはオープン対戦データの分析結果と、経験則等のプレイヤーの知識に基づくルールベースの手法を用いることにより、従来研究では考慮されていなかった情報を適用することで人間プレイヤーが行う不完全情報の推測を模倣することが可能であるか、また人間プレイヤーを模倣することが事前準備において有効であるかを評価する。

第4章

提案手法

本章では、オープン対戦データの分析によって、ポケモン対戦の事前準備において不完全情報を推測し、その結果を利用する手法について提案する。前章で述べたように、事前準備に関する研究は行われていない。

本章では2つの手法を提案する。ひとつは、対戦環境上での流行を推測する為にコミュニティ抽出を用いた手法であり、これによって対戦の流れのうちのパーティ構築の部分を実装することで、ゲームAIが使用するのにより適していると思われるパーティの発見が期待出来る。もうひとつは対戦相手がどのような戦略を使用するかについて推測する為のものであり、対戦相手のパーティに含まれるポケモンの特徴をオープン対戦データから獲得し、それによって対戦相手の戦略を明らかにする。

4.1 パーティ構築

対戦の事前準備のうち、パーティ構築では、どのようなその時点での対戦環境においてどのようなポケモンの組み合わせが有用であるかを発見することが重要である。本節では、多くの人間プレイヤーが頻繁に使用するポケモンの組み合わせにはそれだけ有用性があると考え、オープン対戦データを分析し、パーティ構築に活用する手法を提案する。

4.1.1 コミュニティ抽出

ゲームAIによってその時々のプレイヤー間の対戦環境に即したパーティを構築する為の手法として、オープン対戦データから、ポケモンの使用率の順位及び使用率が高い各ポケモンに対して同時使用率が高いポケモンのエッジリストを作成し、これを利用してコミュニティ抽出を行う。これによって、その時点での対戦環境においてポケモンが形成するコミュニティが発見されるが、このコミュニティは人間プレイヤーが好んで組み合わせて使用するポケモンの集団である。その為、このコミュニティを利用することで流行している、つまり一般に強力であると考えられているパーティを効率よく発見出来ると考えられる。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ことで、パーティを構成する為に適したポケモンの

組み合わせを的確に、適時に選択させることを目指す。

コミュニティ抽出には RStudio のパッケージ “linkcomm” を用いる。linkcomm では各ノードが複数のコミュニティに所属することが許される為、あるポケモンについて、有力と考えられるコミュニティが複数ある場合、それらを網羅的に発見することが可能である。エッジリストとしては、オープン対戦データとして使用率上位 30 種のポケモンと、それぞれについて使用率上位 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ことで、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ことが見込まれる。

コミュニティ抽出に用いるエッジリストをグラフにしたものが図 4.1 である。使用率が高いポケモンは他の多くのポケモンと同時使用率が高くなる為中心部分に出現し、逆に使用率がそれほど高くないポケモンや、ある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ている。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。それぞれのノードの色は所属するコミュニティを表しており、単色のノードはひと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該当するポケモンが複数のコミュニティに属しているということを表している。

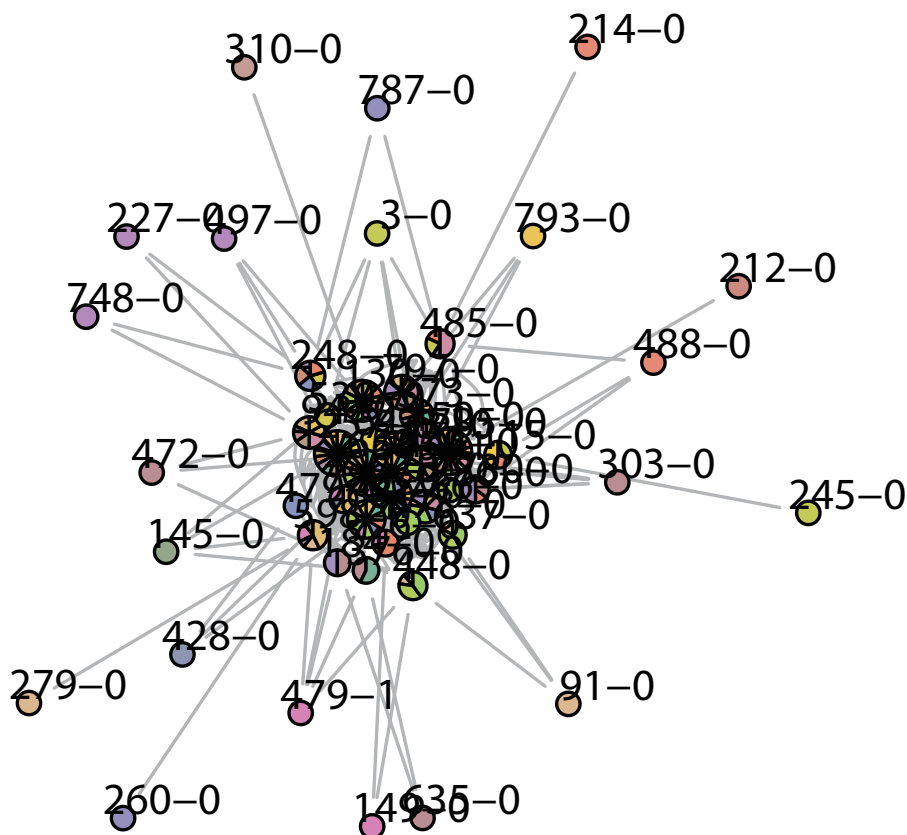


図 4.1: オープン対戦データからポケモンの使用率を用いたコミュニティ抽出 (数字はポケモン ID)

4.1.2 コミュニティ抽出結果を利用したパーティ構築

各コミュニティには少なくとも2種以上のポケモンが含まれている。本研究ではそれぞれのコミュニティが、多数のプレイヤーが好んで使用している組み合わせであるという仮説に基づいて、コミュニティデータをゲーム AI によるパーティ構築に用いる。

コミュニティ抽出結果を用いてパーティを構築する手法としては、以下の2つの手法が考えられる。

[手法1] 所属するポケモンが6種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5種以下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。

表 4.1: 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

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%
...	...
まとわりつく	0.174251291484%
シャドーボール	0.131348511384%
あまえる	0.049283193551%
その他	0.216714043070%

表 4.2: ポケモンの「技 (521+1 種類)」の攻撃/守備/補助スコア

覚えている技 s	攻撃スコア	防御スコア	補助スコア
	$\text{score}_{\text{ATK}}^s(s)$	$\text{score}_{\text{DEF}}^s(s)$	$\text{score}_{\text{SUP}}^s(s)$
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
...
まとわりつく	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

手法1では、抽出されたコミュニティのうち、6種のポケモンによって構成されるコミュニ

ティをパーティとして扱う。コミュニティは元々同時に使用されることが多いポケモンの組み合わせであるから、この手法によって構築されたパーティは、一般にプレイヤー間で高く評価されている組み合わせになることが期待出来る。

一方、手法2では5種以下のポケモンによって構成されるコミュニティに対して、その組み合わせで不足している要素を補うことでパーティを構築する。その為、手法1によって構築されたパーティと比較してバランスの優れたものになることが期待出来る。

手法2において、コミュニティ内にどのような要素が不足しているかを発見する為に、各種のポケモンについてどのような要素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、まず最初に、ゲーム中に存在する技全てに対して、著者の知識に基づいて、相手にダメージを与える性能を示す「攻撃」スコア、相手の攻撃性能を下げたり自分の防御性能を上げたりする性能を示す「防御」スコア、味方のサポートをする性能を示す「補助」スコアを、それぞれ0.0, 0.5, 1.0の3段階で設定する。例えば、「相手にダメージを与える」という効果の技「じゃれつく」は攻撃スコアが1.0で防御スコアと補助スコアは0.0となり、「相手の攻撃を下げる」という効果の技「あまえる」であれば相手の攻撃性能を下げることにより間接的に味方を補助することが出来る為防御スコアが1.0で補助スコアが0.5であるが、相手に与えるダメージには影響がない為攻撃スコアは0.0である。このようにして作成した技データベースを元に、各ポケモンの持つ要素を数値化する。

各ポケモンについて、技の所持割合上位（最大20+1種）をオープン対戦データから取得し、そのスコアをデータベースに格納する。表4.1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)」の所持割合上位の技を、データサイトから一部抜粋したものである。なお、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4.2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) によって異なる。

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。

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

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

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

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. $\text{score}_{\text{X}}^{\text{S}}(s) (\in \{0.0, 0.5, 1.0\})$ 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4つの技を覚えさせることが出来る為, 技の所持割合の合計は100%を超える (スコア $\text{score}_{\text{X}}^{\text{P}}(p_i)$ の計算式の分母の値が1.0を超える) ことに注意が必要である.

スコア計算の例として, このデータが集計された時点におけるポケモン「ミミッキュ (ID: 778-0)」は, 相手にダメージを与える技の所持割合が高かった為に攻撃のスコアが0.876804と高い値になり, 一方で防御や補助の役割を果たす技の所持割合は低い為, 防御のスコアは0.063193, 補助のスコアは0.111497のように, 攻撃のスコアと比較して低い値となる.

なお, ポケモンの対戦では対戦相手のポケモンにダメージを与えて体力を減らすことによって勝利を目指す為, 各ポケモンは相手にダメージを与える技を少なくともひとつは所持している場合が多い. その為, 各ポケモンに設定されるスコアは, 攻撃のスコアが防御や補助のスコアと比較して高い値になり易いという特徴がある.

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4.2に示す. まず, 各スコアについて, ゲーム中の全てのポケモンと, その時点でのパーティ内での平均値を求める. 各要素について, パーティ内での平均値が全体の平均値を下回っている要素があった場合, パーティ内のそのスコアを全体の平均以上引き上げることが出来るポケモンを探索する. また, その条件を満たすものがないのであれば最も平均に近付けること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値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, 平均との差が最も小さい要素を参照し, 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.

ポケモンはそれぞれタイプを1つか2つ持っているが, パーティ内で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ことが想定出来る為, 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, 既にパーティに含まれているタイプと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ことによって, 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, 使用率では上位ではなくともパーティの不足要素を補う為により適したポケモンを発見出

来る可能性が発生する。また、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も生じる。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。なので、どれだけの範囲を取るのが最も有効かについても検討する必要がある。

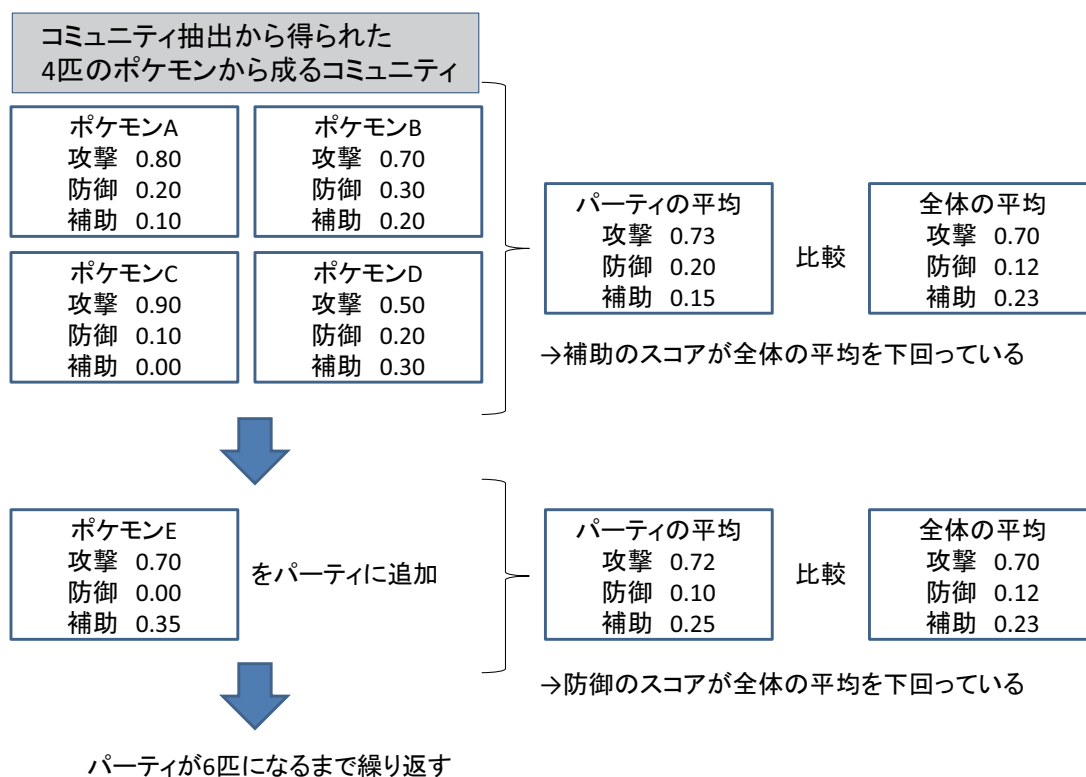


図 4.2: 手法 2 によるパーティ構築の流れ

4.2 対戦相手の戦略推定

コミュニティ抽出を用いたパーティ構築は自分がどのようなポケモンを使うべきかについて解決する為の手法であるが、実際に対戦を行う際には、対戦相手がどのようにして勝利を目指しているかを正しく推測する必要もある。そこで本節では、対戦相手の戦略を推定する為に、対戦相手が使用するパーティに含まれているポケモンの特徴から、それぞれのポケモンがどのような役割を担っているかを推測し、それらとプレイヤーの知識によって設定された推定ルールを用いて対戦相手の戦略を推定する手法について提案する。

対戦中に行動選択をする際に、人間プレイヤーの場合は対戦相手のパーティや選出された3種のポケモンを参考に対戦相手の戦略を推定し、それを自分の行動を選択する際の判断材料とする。上位の人間プレイヤーは相手の戦略を正しく推定することで、より有効な行動を選択する能力に長けている。そこで、同様にゲーム AI も対戦相手の戦略を正しく推定出来れば、対戦相手の行動選択の意図を見抜き、対戦を有利に進められると考えられる。

4.2.1 役割タグ設定

ポケモンは種類によってステータス傾向や使用出来る技が設定されている為、ポケモンの組み合わせ方によって取り得る戦略が推定可能である。反対に、同種のポケモンであっても、組み合わせ方によって担う役割は異なる場合がある為、あるポケモンに対して役割が一意に定まるわけではない。本手法では、各ポケモンについてステータス傾向と使用出来る技からそのポケモンが取り得る役割を示す「役割タグ」を以下のように設定する。

- ステータスタグ：ポケモンのステータスに応じて、「攻撃的であるか」「防御的であるか」「素早さの高さ」の三つの観点からタグ付けを行う。それぞれのタグは独立しており、「攻撃的かつ防御的」という場合もある。素早さに関しては「低速」「中速」「高速」のいずれかが設定される。
- 特徴技タグ：ポケモンの役割に影響がある技を「特徴技」と定義し、覚える技の特徴に応じてポケモンにタグ付けを行う。特徴技は著者の知識に基づいて定義され、以下の4カテゴリに分類される。
 - 素早さ操作：味方の素早さを上げたり相手の素早さを下げたりする技
 - 補助：味方が攻撃し易くなるよう補助する技
 - 自己強化：自身の攻撃性能を高める技
 - 防御：自身の防御性能を高めたり体力を回復したりする技但し、ポケモンが複数の特徴技を覚えられる場合、それに応じて複数の特徴技タグが付与される。

4.2.2 戦略推定

ポケモンの対戦における主要な戦略を分類したものが図 4.3 である。

戦略はまず三つの大カテゴリに分類され、更に各カテゴリ内で合計八つの小カテゴリに分類される。各戦略は以下のように説明される。

- エース活用：攻撃性能が高いポケモンを補助する戦略
 1. 天候活用：対戦中に天候が変化することで強力なポケモンを補助する戦略で、天候を操作するポケモンと特定の天候で活躍するポケモンを含む
 2. トリックルーム：特徴技「トリックルーム」を使用する戦略で、「トリックルーム」を使用するポケモンと「トリックルーム」の効果中に活躍するポケモンを含む
 3. 起点作成：相手のポケモンのステータスを下げ味方が自己強化する隙を作る戦略で、相手を妨害するポケモンと自己強化をするポケモンを含む
- 防御的戦略：積極的に有利なポケモンに交代する戦略
 4. 受けループ：素早さや攻撃性能を度外視し徐々に相手を追い詰める戦略で、防御性能が特に高いポケモンを多く含む

5. 受けサイクル：「受けループ」より攻撃性能を高くした戦略で、比較的防御性能が高いポケモンを含む
6. 対面操作：防御的戦略と攻撃的戦略の中間に位置する戦略
- 攻撃的戦略：交代をあまり行わず、攻撃回数を多くする戦略
7. 対面構築：交換を行わず先に攻撃をして相手を倒す戦略で、攻撃性能と素早さが高いポケモンを多く含む
8. 積みサイクル：補助を用いずに自己強化を試みる戦略で、攻撃性能が高く自己強化をするポケモンを含む

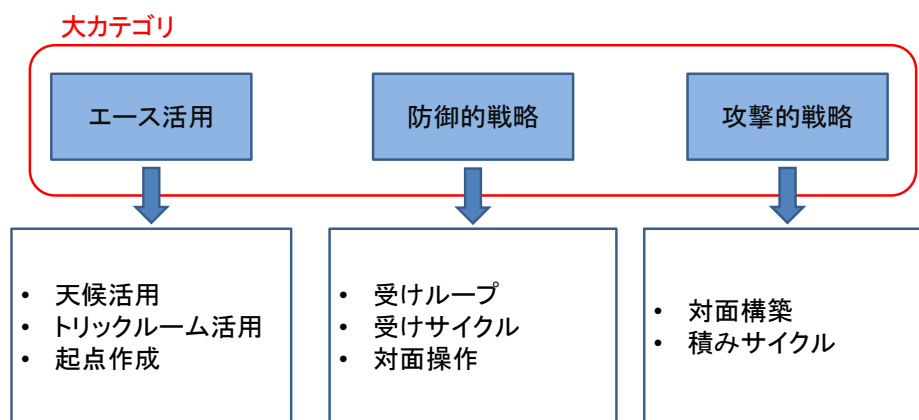


図 4.3: 戦略の分類

図 4.4 に提案手法によるタグ付け及び戦略推定の例を示す。パーティが入力されると、システムはパーティに含まれる各ポケモンに、ステータスと覚える特徴技に基づいて役割タグを設定する。例えば「クチート」というポケモンは高い攻撃ステータスを持ち素早さは低い為「攻撃的」で「低速」である。また、自身の攻撃ステータスを高める特徴技「つるぎのまい」を使用出来る為「自己強化」の特徴技タグを持つ。このようにして、パーティに含まれる各ポケモンにタグを設定する。次に、各ポケモンの役割タグに基づいて戦略推定を行う。ここで、戦略推定には筆者の知識に基づいた推定ルールを利用する。推定ルールはパーティ内に含まれるタグ及びタグの共起の仕方によって設定されており、各戦略について以下のように設定されている。

- エース活用
 1. 天候活用：天候（晴れ，雨，砂嵐，霰）を変化させるポケモンを含み、かつその天候においてステータスが強化されるポケモンを含む
 2. トリックルーム：「攻撃的」かつ「低速」であるポケモンを含み、かつ「トリックルーム」を使用出来るポケモンを含む
 3. 起点作成：「自己強化」タグを持つポケモンを5種以上含み、かつ「補助」タグを

持つポケモンを2種以上含む

- 防御的戦略：「防御的」であるポケモンを3種以上含む
 4. 受けループ：「攻撃的」であるポケモンを3種以上含まない
 5. 受けサイクル：「攻撃的」であるポケモンを3種以上含む
 6. 対面操作：攻撃を行いながら交代出来る技を覚えるポケモンを3種以上含む
- 攻撃的戦略：「攻撃的」であるポケモンを3種以上含む
 7. 対面構築：「防御的」であるポケモンを4種以上含まない
 8. 積みサイクル：「自己強化」タグを持つポケモンを5種以上含む

但し、複数の戦略についてルールが満たされた場合、そのパーティは該当する戦略全てを含んでいるものとして扱っている。

これらのルールに基づいて、パーティの戦略を推定する。図4.4の場合、「トリックルーム」「起点作成」「対面構築」「積みサイクル」の4つの戦略が推定される。

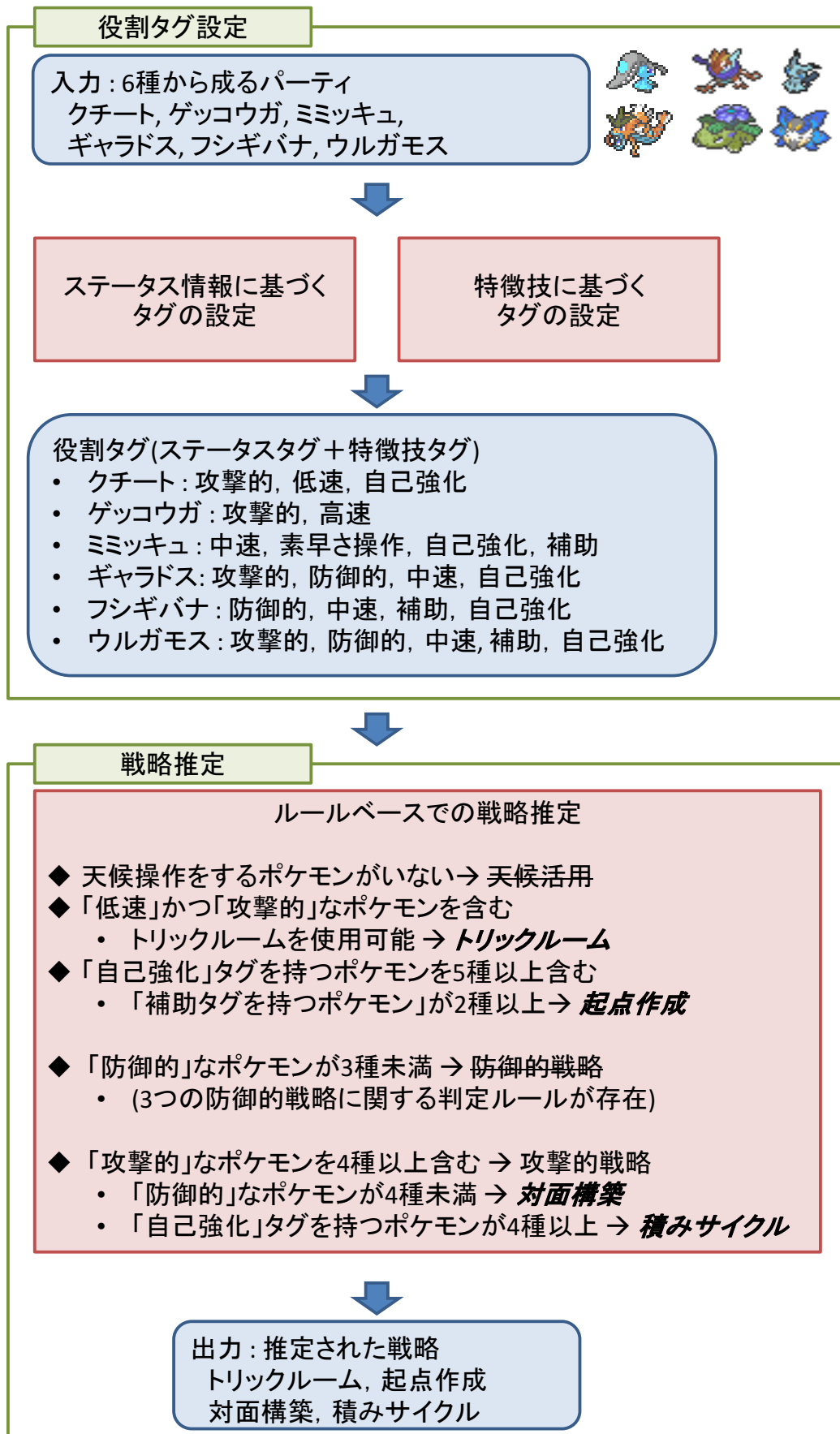


図 4.4: タグ設定と戦略推定の流れ

第 5 章

評価実験

本章では、4 章で提案したそれぞれのシステムについての評価実験を行う。まず、パーティ構築システムに関して、提案システムが人間にとって強いと感じさせるパーティを構築出来るかについて評価実験を行い、更に、システムによるパーティ構築に際して、上位何件までのポケモンを使用するのが最適かについての評価実験も行う。また、戦略推定システムについて、人間による推定結果に対する提案手法による再現率、人間がパーティを構築する際に設定した戦略に対する再現率と適合率から、提案システムによる戦略推定の評価を行う。

5.1 パーティ構築に関する評価実験

まず、システムによるパーティ構築に関して、人間の手によって構築されたパーティと、4.1 節で提案した 2 つの手法によって構築されたパーティを比較し、人間にとってどの程度強く見えるかという基準で評価実験を行う。手法の比較として、人手で構築されたパーティと機械的に構築されたパーティとを強いと感じられた順番に並び替えるアンケート 6 問を用意し、普段からポケモンのオンライン対戦を行っているプレイヤーに対して実施した。人手で構築されたパーティとしては、Web 上で公開されていて、多数のプレイヤーが自由に使用出来るレンタルパーティのうち、使用回数の上位 6 件を用いた。また、それぞれの設問に対して、回答者の評価基準を記入する欄を設け、どのような要素がプレイヤーに対して強さを感じさせるかについての確認も行った。

また、手法 2 でコミュニティに追加するポケモンを選択する際に、使用率上位何種までのポケモンを選択範囲に含めるのが最適であるかの実験として、手法 2 において、同一のコミュニティに対し、上位 100 種、150 種、200 種の 3 パターンでポケモンを追加したパーティの比較も、パーティ構築手法の比較と同様のアンケート 3 問によって実施した。

5.1.1 パーティ構築手法の比較

手法の比較を行ったアンケートの結果が図 5.1，評価基準が表 5.1 である。1 位に選ばれた回数は人間の手によって構築されたレンタルパーティが特に多く，提案した 2 つの手法はいずれも人間にとっては強さをそれほど感じさせないという結果になった。レンタルパーティを 1 位とした回答の評価基準を見てみると，パーティに含まれる各ポケモンのステータスが平均的に高いことや，対戦環境において使用率が高いポケモンが多く含まれている点のような，ポケモン同士の組み合わせ方よりも，それぞれのポケモン単体での性能を重視しているということが分かる。レンタルパーティに含まれるポケモンの多くは，全ポケモンの平均と比較して攻撃スコアが高く，逆に防御スコアと補助スコアは平均を下回っており，評価基準として，攻撃面を重視する回答者が多く居た。この点により，手法 2 は各スコアのバランスを重視する為，他の手法よりも低い評価になった要因であると考えられる。

次に，それぞれの手法がどのような観点で高い評価を得たかについて確認する。手法 1 では，プレイヤー間で有名な組み合わせが複数含まれている点について評価されている設問があった。このことから，コミュニティ抽出結果に基づいたパーティ構築によって，プレイヤー間で有用と考えられているポケモンの組み合わせが確かに発見可能であるということが認められる。手法 2 では，パーティ内でのタイプバランスを評価されている設問があり，これはシステムとしてタイプの重複を避けるよう実装したことの有用性を示す結果である。よって，有用なポケモンを選択する際の要素として，タイプを考慮することは有効に働く場合があることが本実験により確認された。

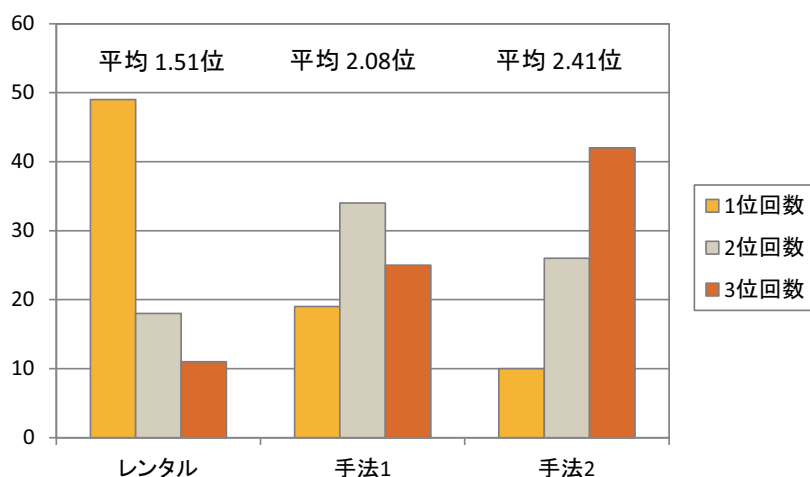


図 5.1: パーティ構築手法の比較結果

表 5.1: 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。

5.1.2 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 5.2、評価基準が表 5.2 である。前節のパーティ構築手法の比較で評価基準とされていた各ポケモンのステータスの高さはこちらでも重視されていた。使用率上位のポケモンは平均してステータスが高い為、上位 100 種を対象とした場合が最も高い評価を得たと考えられる。一方で、上位 200 種を対象とした場合において、一部の設問では上位 100 種に含まれない特徴的なポケモンが出現し、その点が評価された。その為、パーティ構築に使用するポケモンの対象を広げることの有用性も認められるが、多くの場合ではポケモン単体のステータスの高さよりも重視されるというわけではない。

以上より、ポケモンの事前準備のうちパーティ構築において、オープン対戦データから得られる使用率の情報を用いることが有効に働く場合が少なからず存在し、提案手法には改善の余地はあるが、ある程度の有用性は認められる。

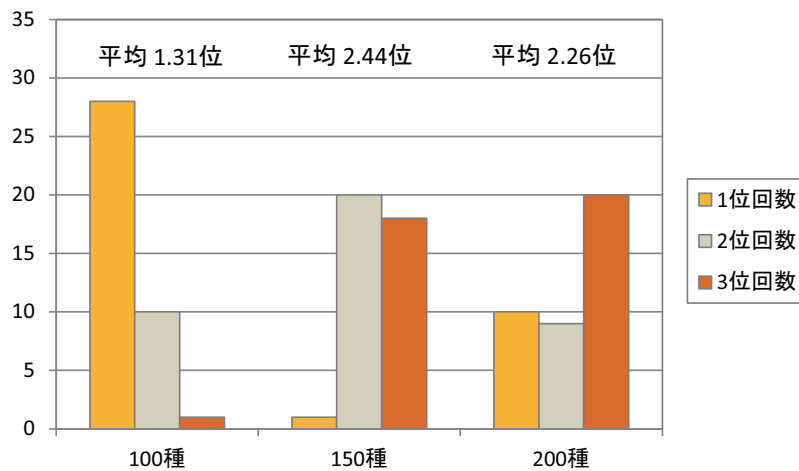


図 5.2: 手法 2 における対象ポケモン数の比較結果

表 5.2: 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.

5.2 戦略推定に関する評価実験

次に、4.2 節で提案した戦略推定手法に関する評価実験を行う。

まず、提案手法による戦略推定の結果が、人間が行う戦略推定と比較してどれだけ再現出来るかを評価する。10 個のパーティから成る設問を用意し、前節と同じく 13 人のプレイヤーに対して「各パーティはどのような戦略を含んでいると考えられるか」というアンケートを実施した。アンケートの結果とシステムによる戦略推定の結果を比較し、人間と同様の推定結果を得られれば、提案手法は人間に近い戦略推定が出来ており、推定ルールが正しいものであるということが示される。但し、各設問において回答者は複数の戦略を選択出来る為、各設問において回答の総数は一致しない。回答者による推定結果に対する、システムの推定結果の再現度によって、推定ルールを評価する。

次に、実際に人間がいくつかの戦略に基づいて構築したパーティに対してシステムによる戦略推定を行い、実際に人間が選択した戦略を推定出来るか、また、人間が選択していない戦略を誤って推定しないかという基準で評価実験を行う。12 名のプレイヤーにいくつかの戦略を選択させ、その戦略に基づいて作成したパーティを正解セットとして用意する。次に提案システムによって各パーティの戦略を推定し、正解の戦略とシステムによる推定結果を比較することで再現率と適合率を算出し評価する。

5.2.1 人間による戦略推定に対する再現率

図 5.3 は各設問の人間とシステムそれぞれの戦略推定の再現率を示したものである。一部の設問では一再現率が 40 % を下回っているが、半数以上の設問で 60 % 以上の再現率になっており、本研究で提案した推定ルールはある程度人間に近い戦略推定が出来ている。図 5.4 から図 5.13 は各設問の戦略毎の回答数を示したもので、赤く表されている戦略は、人間とシステムが共にそのパーティに含まれていると推定したものであることを表す。なお、図のタイトルは各設問で対象としたパーティに含まれるポケモン 6 種である。各設問の結果を見ると、「エース活用」または「攻撃的戦略」に含まれる戦略については人間による回答数が多い場合はシステムもその戦略が含まれていると推定しており、これらの戦略に関しては現時点で人間に近い推定が出来ていると考えられる。一方で、推定精度が低くなっている設問 1 及び 8 では、人間に

よる回答の半数以上が「防御的戦略」となっている。また、それ以外の設問においても「防御的戦略」に関する推定精度は他の戦略と比較して低くなっている為、これらの戦略に関しては推定ルールには問題があることが分かる。このような結果になった要因として、「防御的戦略」に対して影響がある特徴技は、それ以外の戦略に対して影響がある特徴技よりも数が少ないことが挙げられる。また、「エース活用」と「攻撃的戦略」はどちらも攻撃性能に関する役割タグを推定ルールに用いており、それらの役割タグはステータスタグ、特徴技タグの両方によって付与される。一方、防御性能に関する役割タグは特徴技タグによって付与される場合が少ない為、結果として推定結果として出力されにくくなっている。

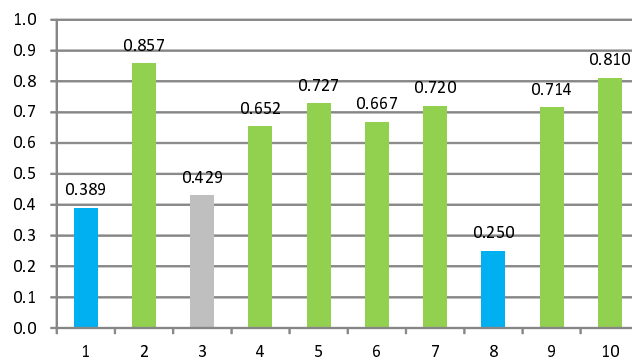


図 5.3: 人間の推定結果に対するシステムの再現率

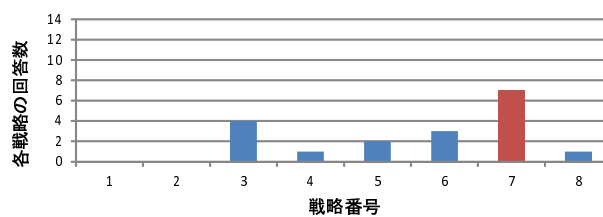


図 5.4: 設問 1 の回答結果 (メタグロス, ゲッコウガ, ミミッキュ, ボルトロス, プテラ, スイクン)

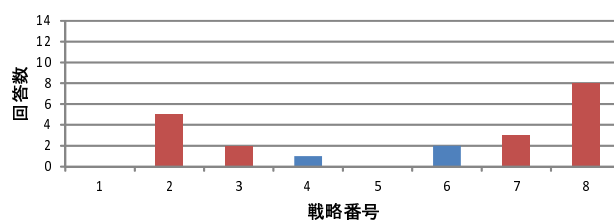


図 5.5: 設問 2 の回答結果 (クチート, ゲッコウガ, ミミッキュ, ギャラドス, フシギバナ, ウルガモス)

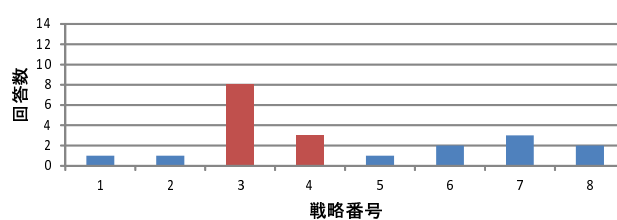


図 5.6: 設問 3 の回答結果 (カバルドン, スイクン, ポリゴン 2, ギルガルド, キノガッサ, オニゴーリ)

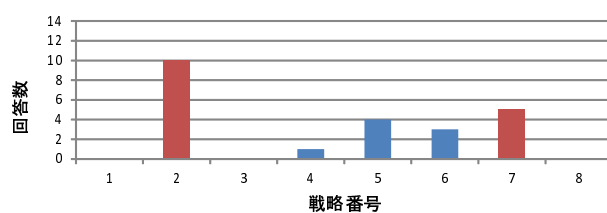


図 5.7: 設問 4 の回答結果 (クレセリア, クチート, カプ・ブルル, ヒードラン, ゲッコウガ, ゲンガー)

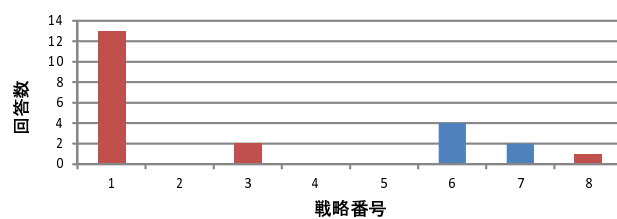


図 5.8: 設問 5 の回答結果 (ニョロトノ, ラグラージ, カミツルギ, ボーマンダ, ミミッキュ, ギルガルド)

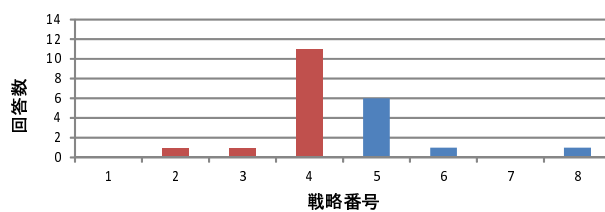


図 5.9: 設問 6 の回答結果 (ミミッキュ, ボーマンダ, ポリゴン 2, グライオン, エアームド, ドヒドイデ)

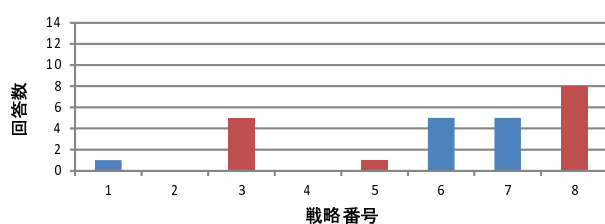


図 5.10: 設問 7 の回答結果 (メタグロス, バンギラス, ジャローダ, カブ・テテフ, ランドロス, ウルガモス)

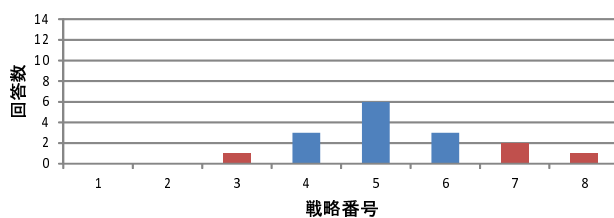


図 5.11: 設問 8 の回答結果 (サザンドラ, ギルガルド, マリルリ, フシギバナ, ガオガエン, テッカグヤ)

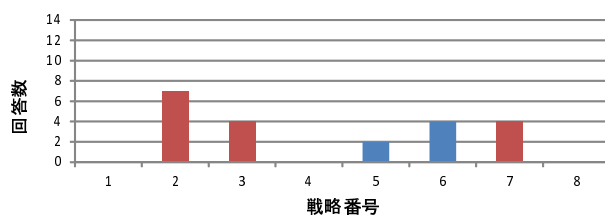


図 5.12: 設問 9 の回答結果 (カブ・ブルル, エンペルト, クチート シャンデラ, ガブリアス, フェローチェ)

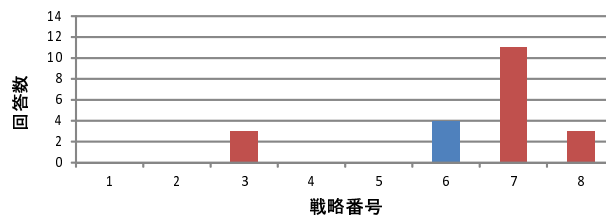


図 5.13: 設問 10 の回答結果 (ガルーラ, ボルトロス, ランドロス, ミミックユ, ウルガモス, ゲッコウガ)

5.2.2 人間の戦略設定に対する再現率と適合率

12 個のパーティについて、人間が選択した戦略と、システムの戦略推定の結果を表 5.3 に示す。下線はその戦略が人間の設定とシステムによる推定結果が一致したことを表している。前節の人間の推定に対する再現率に関する評価実験と同様、「防御的戦略」に含まれる戦略に対する推定はあまり上手くいっていない。しかしながら、人間が選択した戦略を全く推定出来なかったケースは 2 つのみで、それ以外の場合は少なくともひとつの戦略は正しく推定された。人間の選択した戦略への再現率は約 62 % で、提案システムの推定ルールには一定の精度があることが確認出来る。一方で適合率は約 47 % であり、推定した戦略のうち半分以上は人間が正解として設定したものではなかった。このような結果になったのは、提案システムでは推定ルールを満たした戦略について、それらの戦略全てがそのパーティが取り得る戦略であるものとしていることが理由であると考えられる。人間が戦略を選択する際には特に重視している戦略のみが正解として設定されるが、意図せずに発生した戦略については正解として設定されない。以上の理由から、再現率が高く、適合率が低いという結果になった。

表 5.3: 正解セットに対する再現率と適合率

人間が選択した戦略		システムが推定した戦略
1	<u>対面操作</u>	トリックルーム, 起点作成, <u>対面操作</u>
2	天候活用, <u>起点作成</u> , 対面操作	<u>起点作成</u> , 受けサイクル, 積みサイクル
3	天候活用, <u>トリックルーム</u> , <u>起点作成</u>	<u>トリックルーム</u> , <u>起点作成</u>
4	<u>天候活用</u> , <u>起点作成</u> , 対面構築	<u>天候活用</u> , <u>起点作成</u> , 受けサイクル, 積みサイクル
5	<u>天候活用</u> , 積みサイクル	<u>天候活用</u> , 起点作成
6	<u>トリックルーム</u> , <u>起点作成</u>	<u>トリックルーム</u> , <u>起点作成</u>
7	起点作成	対面構築
8	天候活用, <u>トリックルーム</u> , <u>対面構築</u>	<u>トリックルーム</u> , 起点作成, <u>対面構築</u> , 積みサイクル
9	<u>天候活用</u> , 積みサイクル	<u>天候活用</u> , 受けサイクル
10	受けサイクル	トリックルーム, 起点作成, 受けループ
11	<u>天候活用</u> , <u>トリックルーム</u>	<u>天候活用</u> , <u>トリックルーム</u> , 起点作成, 受けループ
12	天候活用, <u>起点作成</u> , <u>積みサイクル</u>	トリックルーム, <u>起点作成</u> 受けサイクル, <u>積みサイクル</u>
再現率 = 0.6153846		適合率 = 0.4705882

第6章

結論

コンピュータゲームは文化のひとつとして人々の間に定着しており、昨今ではeスポーツと呼称してコンピュータゲームを競技的に行うことが流行している。身体運動によるスポーツやアナログゲームのプロフェッショナルが職業のひとつとして市民権を得ているように、今後はeスポーツも徐々にそのような地位を獲得すると考えられる。その際、現状ではeスポーツは練習や指導のノウハウが確立されておらず、プレイヤーの新規参入が難しいという問題があり、その解決の為、コンピュータゲーム、特に不完全情報ゲームのAIに関する研究は有用である。また本研究で研究対象としたポケモンは世界中で人気を博しているシリーズであり、多くのオープン対戦データを活用することが出来ることや、対戦の準備段階における意思決定の自由さ等、既存の研究で研究対象とされていたゲームにはない特徴がある。しかしながら、既存のポケモンに関するゲームAIの研究では、ポケモンというゲームの独自性に着目したものが不足していた。本研究はこの点に着目し、準備段階で自身が用いる戦略を決定する手法や、対戦相手がどのような戦略を用いるかを推定することについての検討が有効であると考え、その実装を目指し、人間プレイヤーが行う不完全情報の推測を模倣することがどれだけ効果的であるかの検証として、2つの観点からシステムを提案した。

まず、自身が用いる戦略を決定する手法として、オープン対戦データからコミュニティ抽出を行い、その結果に基づいて機械的にパーティを構築する手法を提案した。この手法ではオープン対戦データから得られる情報のうち、各ポケモン間での同時使用率から人間のプレイヤーが好んで使用する、つまり一般に強力であると考えられている組み合わせを含むコミュニティを発見し、それに基づいてパーティ構築を行うことを提案した。また、パーティを構築する際に適切なポケモンを選択する為の手法として、オープン対戦データから得られる情報のうち、各ポケモンの技の使用率を用いることで、各コミュニティにはどのような要素が不足しており、どのポケモンであれば不足している要素を補完可能かを求める手法を提案し、実際に人間が構築したパーティと比較することで評価実験を行った。その結果、人間が好んで使用する組み合わせを参照することには一定の有用性があるという結果が得られた。一方で、人間が構築したパーティの方が高く評価される場合が多く、提案手法に改善の余地があることも認められた。

次に、対戦相手が用いる戦略を推定する為の手法として、各ポケモンが持ち得る役割をタグとして扱い、対戦相手のポケモンの組み合わせ方から成る戦略推定の為のルールを提案した。

タグとしては各ポケモンのステータス傾向に基づく「ステータスタグ」と、ポケモンの役割に影響がある特徴的な技に基づく「特徴技タグ」を設定し、それらのタグの共起の仕方から戦略を推定する。評価実験として、人間による戦略推定結果を提案手法によってどれだけ再現出来るかを評価し、また、人間が実際に構築したパーティが含む戦略についての再現率と適合率の算出も行った。これらの実験により、特定の戦略に対しては提案した推定ルールが有効であることが確かめられたが、特徴技タグの影響が少ない戦略については良い精度は得られなかった。

今後の課題として、本研究の評価実験はアンケートによる定性的な評価のみで行われている点が挙げられる。本研究では、それぞれの手法に対して人間プレイヤーの評価に関して有用性が認められることは示せたが、これは必ずしもその手法が実際に優れたものであるという評価に繋がるわけではない。その為、本手法の導入が対戦の勝率にどのように影響するかのような、定量的な評価も行うことが求められる。また、戦略推定におけるルール設定はプレイヤーの知識に基づいて設定されたものであるが、ここで用いた戦略やそれぞれの推定ルールは、実際には時々刻々変化させ、その時点での流行に適したものとすべきである。そこで、今後はルールベースでの戦略推定のみならず、ポケモンのゲームとしての特徴に適した強化学習手法について研究し、その手法についての評価を行う必要がある。また、本研究で提案した手法はそれぞれ異なった問題を解決する為のものであるが、これらを組み合わせることも考えられる。パーティ構築において、コミュニティに不足する要素を補完可能なポケモンの探索を行っているが、その時点でコミュニティが取り得る戦略を推定することで、そのコミュニティが取り得る戦略に適したポケモンを発見出来る可能性があり、実験の余地がある。

最後に、本研究における成果をまとめる。本研究では、これまで特徴的な要素があるにも関わらずその点についての研究が進められていなかったポケモンのゲーム AI を対象とした。ポケモンや技の組み合わせが無数にある中で、提案手法であるルールベースでのゲーム AI は、ルール設定について熟慮が必要ではあるが、人間のプレイヤーを模倣し、既存の情報から有用であると思われるものを推測することがどのような場合に有効であることを示すことが出来た。本研究は特にポケモンというゲームの特徴について着目したものであるが、ポケモンに限らず対戦を行う前にプレイヤーが取捨選択を行う必要があるゲームは存在しており、本研究の結果から、それらのゲーム AI において過去の対戦データを分析することが有効に働く場面があると言える。まず、オープン対戦データを分析手法として、特に組み合わせの観点から、コミュニティ抽出を用いることが、実際に人間が意識的に使用している組み合わせの発見に役立てられることを実証した。また、その分析結果を利用する際に、人間の経験や知識に基づくルールベースの手法の可用性や、人間の不完全情報の推測を再現するにあたり有効なルール設定について解明した。本研究では、老若男女や国籍を問わず多くの人々が楽しんでいながら研究が途上であるコンピュータゲームを対象としたものであり、AI という技術分野が特定のものや、人々に馴染みの薄い領域のみならず、身近な趣味においても活用可能であると社会的な知名度の上昇にも繋がる。

参考文献

- [1] D. Silver, A. Huang, C. Maddison, A. Guez, L. Sifre, G. van den Driessche, J. Schrittwieser, I. Antonoglou, V. Panneershelvam, M. Lanctot, S. Dieleman, D. Grewe, J. Nham, N. Kalchbrenner, I. Sutskever, T. Lillicrap, M. Leach, K. Kavukcuoglu, T. Graepel, D. Hassabis. “Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search,” *Nature*, 529, pp.484–489 (2016).
- [2] Pokemon Global Link, <https://www.pokemon-gl.com/> (2020).
- [3] PGL DATABASE, <http://pgl-db.net/> (2020).
- [4] Pokemon Database, <https://pokemondb.net/> (2020).
- [5] 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).
- [6] 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).
- [7] 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).
- [8] 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).
- [9] 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).
- [10] 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).
- [11] 土坂 恭斗, 尾関 基行, 岡 夏樹, “ベイズ推定の事前分布によるポケモン Non Player Character の熟慮性 - 衝動性の表現,” 人工知能学会全国大会論文集, Vol.27, pp.1–4 (2013).
- [12] 猪原 弘之, 小山 聡, 栗原 正仁, “ポケモン対戦に対する UCT アルゴリズムの有効性の調査,” ゲームプログラミングワークショップ 2016 論文集, pp.44–48 (2016).

謝辞

本研究に際して、様々なご指導を頂きました服部峻助教を初めとして、服部研究室の皆様にご感謝を致します。また、コミュニティ抽出に用いたパッケージ製作者様、データベースサイトの運営者様にも感謝致します。加えて、評価実験に協力頂いた室蘭工大ポケモンサークルの皆様にも深く感謝致します。