

ぷよぷよの連鎖構築 AI に関する研究

柴澤弘樹

2017 年 1 月 30 日

第 I 部

序論

1 背景

1.1 ゲームを取り巻く状況

我々人類は、遊びと共に生きている。ホイジンガは「ホモ・ルーデンス」の中で、遊びが文化よりも古いものであると述べている [2]。現在遊ばれているコンピュータゲームもまた、遊びの一種といえる。藤田による調査 [11, 13, 12] の中で、コンピュータゲームの一般への普及は、1980 年代からであったことが述べられている。

現在では、スマートフォンの普及と共にゲームプレイヤーがさらに増えている。ファミ通ゲーム白書 2016[8] により、アプリゲームを含むゲーム市場の拡大が示されている。さらには、e スポーツとして、ゲームでプレイヤー同士が競う大会も多く開催されている。大会やプロプレイヤーにはスポンサーがつき、世界規模の市場となっている [3]。これらの市場は、今後もますますの成長が期待されている。

このような背景の中で、遊びとしてのゲームはより身近なものになっている。様々なハードウェアでインターネットを介した協力、対戦プレイが可能となっており、遠く離れたプレイヤー同士で同じゲームをプレイすることも当然のこととなった。それによって、遊び相手として人間が一般的になり、AI を相手に長時間遊ぶゲームは限られたものとなってきている。ゲーム AI 技術は著しい発展を遂げてきたものの、遊び相手としては未だ向上の余地があるといえる。

インターネットを介した対人プレイにおいては、以下のような問題が挙げられる。

- 対応した環境の必要性
- 十分なプレイ人口の必要性
- プレイスキルを考慮したマッチング
- 気兼ねない相手とはならない
- 対人への抵抗感

以下、簡単に説明する。環境は、ゲームのハード、ソフト両面で整っている必要がある。インターネット環境の不足や、対応していないゲームではオンラインプレイが不可能となる。プレイ人口は、時間や発売からの経過日数などの影響を受ける。十分にプレイヤーが揃わなければ、マッチングができない。それに付随し、プレ

イスキルのバランスを考慮したマッチメイキングも必要となる。また相手が人間であるため、他プレイヤーを無視した勝手なふるまいが全くできない問題もある。ゲームを楽しんだり練習したりするため、あえて無駄な動きや非効率な行為をすることができないのである。心情的に、他人とゲームをプレイすることを忌避するプレイヤーも一定数いると考えられる。

以上の問題の通り、遊び相手としての人間が、必ずしも適しているとはいえない場面が存在する。このとき、ゲーム AI は一つの解決策となる。そのため、プレイヤーに楽しさを提供する手法を研究し、遊び相手としての AI を実現することに一定の意義があると考えられる。

1.2 ゲーム AI の現状

これまでのゲーム AI の研究は、強い AI を目指したものだ。IEEE CIG をはじめとする AI コンペティション [6] や、人間との戦いによって強さが競われてきた。特に盤上ゲームでは、1997 年の Deep Blue、2013 の ponanza、そして 2015 年の AlphaGo[5] が、それぞれプロ棋士に初勝利を収めた。いまや AI は、人間と同等以上の強さをもつようになったと言える。つまり、AI の強さにおける研究は、一定の成果が得られたと言われるようになってきている。

強い AI を求めるこれまでの研究は、探索アルゴリズムの研究であったという見方ができる。完全情報ゲームの着手に評価を与え、最適解を探索する手法が様々な提案されてきた。着手に対しどのような評価を与え、計算資源の中でいかに効率よく探索を行うかが問題だったのである。AlphaGo では、ディープニューラルネットワークによる評価と、モンテカルロ木探索によってそれらの問題を解決した。これらの手法は、AI の挙動がブラックボックスとなり、全容の理解が困難となる問題がある。その一方で汎用性が高く、様々な応用されている [4, 1]。完全情報ゲームに関しては十分な成果が得られたことから、今後の強さに関する研究は、不完全情報ゲームや General Game Playing(GGP) へ移行してゆくと思われる。

以上で述べた通り、これまでのゲーム AI は、強さや性能を評価する場として、ゲームを用いていたにすぎない。人間プレイヤーのゲーム体験を向上させる域には達していないのである。しかし、強さが十分な領域に達したことで、今後はユーザエクスペリエンスを考慮した AI の研究が活発化してゆくといわれている [9, 10]。Yannakakis はゲーム AI 研究の分野を以下の 10 個に分類した [7]。

1. Non-player character(NPC) behavior learning
2. Search and planning
3. Player modeling
4. Games as AI benchmarks
5. Procedural content generation
6. Computational narrative
7. Believable agents
8. AI-assisted game design
9. Gneral game AI
10. AI in commercial games

競争としてのみではなく、デザイナーやプレイヤーのことを考慮した AI 研究がなされていることが分かる。ゲームの遊びや楽しさという側面が、今後ますます注目されてゆくことが予想される。

2 目的

本研究では、人を楽しませる相手としての AI を構成する手法を提案することを、最終目的とする。特にパズルゲームの「ぷよぷよ」を対象とし、その対戦 AI を実装する。「ぷよぷよ」は、以下のような特徴をもつ。

- 長年にわたって親しまれているゲームである
- 大会や e-sports での対戦実績がある
- プレイヤースキルの幅が非常に広い
- 対戦用 AI の性能が不十分である
- 探索問題として難しい題材である

「ぷよぷよ」は長年にわたって、対戦ゲームとして親しまれてきた。それに関わらず、対戦相手としての AI は未だ不十分である。また不完全情報ゲームであり、探索問題としても課題が残されている。以上の観点から、「ぷよぷよ」の AI が研究対象として意義をもつと考えられる。

対戦における「ぷよぷよ」のプレイでは、連鎖構築や戦術が重要となる。上級者のプレイでは、十分な威力の連鎖を保持しつつ、相手を妨害したり、相手の妨害を阻止したりする戦術が用いられている。現状の AI では、どちらも不十分である。この解決のためにはまず、より基本的な行為である、連鎖構築を満足に行えなければならない。対戦中での連鎖構築は、連鎖数、柔軟性、リアルタイム性の 3 点を満足することが大切であると考えられる。本研究では、この 3 点を満たす連鎖構築アルゴリズムを実現することを目的とする。

「ぷよぷよ」の連鎖構築 AI の実装にあたり、技術的課題は以下に挙げられる。

- 長期的視点に基づく探索
- 不完全情報と妨害による先読みの難しさ
- 完成形のパターン化の難しさ
- 計算量の膨大さとリアルタイムの制約

大きな連鎖数を確保するためには、長期的視点に基づいてぷよの配置を決定する必要がある。同じ一手であっても、すぐに連鎖の威力を補強できる手よりも、数手先で連鎖数を増やすための布石とする手の方が有効である。このために先読みが必要になるが、配される手がランダムであること、リアルタイムに相手からの妨害があることを考慮すると、その可能性が膨大になる。さらにはそのランダム性から、連鎖の完成形をあらかじめ想定しておくことが、大きな手間となる。配された手から完成形を組みかえるような、柔軟性ある連鎖構築が望ましいのはそのためである。最後に、ぷよは操作をしなくとも自由落下するため、配置の決定に時間的制約がある。以上のような課題を解決する手法の研究が、本稿の目的である。

3 本論文の構成

第Ⅱ部

ぷよぷよについて

1 発売タイトル

最初の「ぷよぷよ」は、コンパイルより 1991 年に発売された。当初の「ぷよぷよ」には相殺がなく、1994 年の「ぷよぷよ通」によってはじめて導入された。以降のシリーズの基本形はこの「ぷよぷよ通」とされ、AC（アーケード）版は現在でも大会で利用される。その後もシリーズは続いたものの売り上げは振るわず、コンパイルは経営破綻に陥った。

2003 年の「ぷよぷよフィーバー」以降はセガによってぷよぷよが発売されている。2004 年の Windows 版「ぷよぷよフィーバー」で、初の公式ネット対戦が可能となった。対戦ルールは「クラシックルール」（実質的な「通」ルール）と「フィーバールール」が搭載されていた。その後も家庭用ゲーム機や携帯ゲーム機に向けて複数のタイトルが発売されている。2014 年には「ぷよぷよ」と同じく落ちものパズルゲームの「テトリス」を組み合わせた、「ぷよぷよテトリス」が発売された。「テトリス」と「ぷよぷよ」の対戦が可能となるなど、異色の作品であった。「ぷよぷよ」のルールは、主に「ぷよぷよ通」に準拠したものとなっている。最新作は 2016 年発売の「ぷよぷよクロニクル」で、インターネット対戦では「スキルバトル」「ぷよぷよ通」「ぷよぷよフィーバー」の 3 種類のルールがプレイできる。

その他、「ぷよぷよ!!クエスト」や「なぞぷよ」などの派生作品が、スマートフォン向けアプリなどで発売されている。これらはグラフィックやキャラクター、4 つつながると消える点などは踏襲しているものの、対戦要素が無くシステムも異なるため、従来のぷよぷよシリーズとは別のゲームであるといえる。

シリーズ全体を通し、特に対戦において「ぷよぷよ通」が基準となっていることが読み取れる。これまでに様々な新ルール搭載のタイトルが発売されてきたものの、「通」のルールに置き換わるものは未だ現れていない。そこで本稿でも「ぷよぷよ通」のルールに準拠し、以下の「ぷよぷよ」に関する研究を進める。

2 ルール

本研究で扱う、「ぷよぷよ通」の基本的なルールと用語について説明する。

2.1 フィールドとぷよ

ぷよぷよのゲーム画面の概略図を、図 1 に示す。ぷよぷよのフィールドは、横 6 列 × 縦 12 段が可視範囲である。以下、列数は左から数えたもの、段数は下から数えたものとする。配置するブロックは「ぷよ」と呼ばれる。3 列目、12 段目のマスにぷよを置くと窒息であり、負け（ばたんきゅ〜）となる。また、実際にはフィールドに 13 段目があり、12 段目にぷよがある状態で「回し」という操作技術を用いて、視覚範囲外へぷよを設置できる。13 段目のぷよは可視できない状態で繋がったり消えたりすることはない、12 段目以下のぷよを消し、落下させることで連鎖に寄与する。

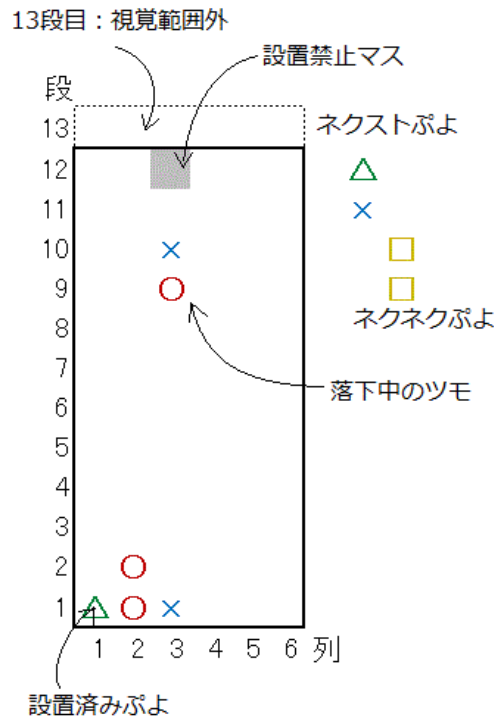


図1 ぷよぷよのゲーム画面の概略

配石は2つのぷよがペアで現れ、これをツモという。ツモは落下中の物のほかに、次のツモ（ネクストぷよ）と次の次のツモ（ネクネクぷよ）が予め表示される。ぷよは複数の色から成り、対戦では最大4色が標準である。すなわち、4色のぷよが2つずつ現れることから、ツモは全16通りが存在する。対戦におけるツモ順は各プレイヤーで同一である。ツモの配色はランダムであり、表示される手数に上限があることから、配石に関する情報の不完全性が認められる。

ツモは3列目の13段目と12段目に現れ、自然に落下してゆく。落下中のツモは横移動と4方向回転ができるため、すでに埋まっていない限りは任意の列、あるいはそれと隣り合った列に配置できる。ぷよの設置の際は、下段に空白を認めない。下に空洞がある場合、それより上のぷよは全て下に落下する。よって、段差がある隣り合った2列に対しツモを横向きに置いた場合、片方のぷよが落下する。これを「ちぎる」という（図2参照）。ツモの配置方法の選択は、異なる色の場合22通り、同色（ゾロ）の場合11通りとなる。

2.2 ぷよの消去と連鎖

置かれた色ぷよは、上下左右に隣接したマスの同色ぷよと連結する。ここで色ぷよとは、後述の「おじゃまぷよ」ではない、ツモによって配されたぷよのことである。接続数が4以上となったぷよは、その時点ですべて消える。ぷよが消えたマスは空白となるが、その上部に別のぷよが存在する場合には、その落下により空白は埋められる。

ぷよが消えた後の落下により、さらに4つ以上接続されたぷよが現れた場合には、連続でぷよの消去が発生する（図3参照）。これを連鎖という。連続での消去が n 回発生した際には n 連鎖となる。ぷよが消えるため

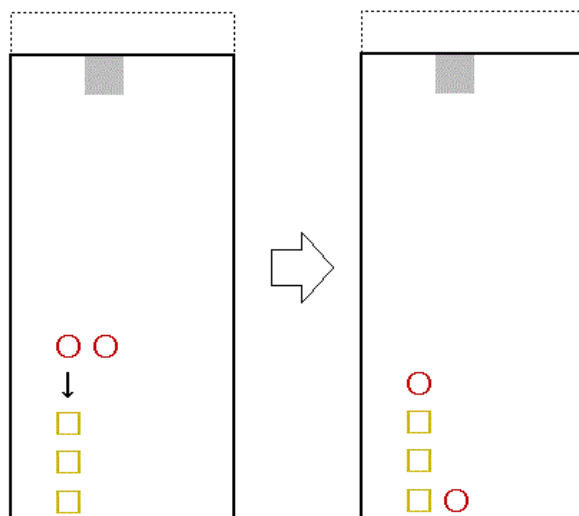


図2 「ちぎり」の発生の様子

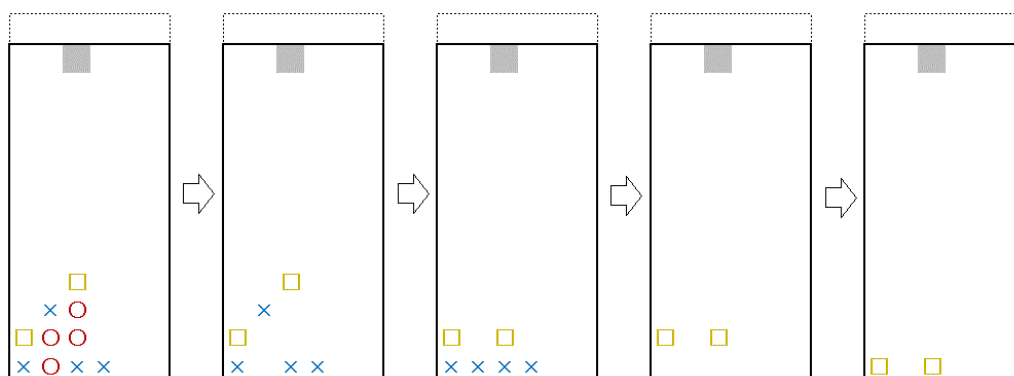


図3 「連鎖」の発生の様子

に最低4つを必要とし、フィールドは全78マスであるから、最大連鎖数は19連鎖である。また、連鎖を発動させるためにぷよを消去することを、「発火」という。

発火時には3列目12段目にもぷよを設置することができ、即座にはゲームオーバーとならない。ぷよの消去および連鎖の発生中には、新たなツモは発生せず、プレイヤーは操作ができない。連鎖がすべて終了した後、操作可能となる。この時、3列目12段目にぷよが残っていると、その時点でゲームオーバーとなる。

2.3 スコアとおじゃまぷよ

ゲーム中には各プレイヤーのスコアが計算される。スコアは下キーによるぷよの落下操作時と、ぷよの消去および連鎖時、全消し時に増加し、1ゲーム中に減少することはない。落下操作時には、1マスにつき1点が加算される。全消しの際には2100点が加算される。n連鎖におけるスコアは、式1で算出できる。

$$\begin{aligned}
score &= \sum_{i=1}^n (score_i) \\
&= \sum_{i=1}^n (delPuyo_i \times 10 \times bonus_i)
\end{aligned} \tag{1}$$

ここで、 $score$ は発動した連鎖の合計スコア、 $score_i$ は i 連鎖目のみのスコア、 $delPuyo_i$ は i 連鎖目で消えたぷよの数、 $bonus_i$ は i 連鎖目でのボーナス係数を表す。

ボーナスは、以下の 3 つのボーナスの総和で表される。

- 多色ボーナス：同時に消した色の数によるボーナス
- 連結ボーナス：消したぷよの接続数によるボーナス
- 連鎖ボーナス：連鎖数によるボーナス

それぞれのボーナス値を、表 1、表 2、表 3 に示す。ただし、ボーナスの総和が 0 の時には、値を 1 とする。

表 1 多色ボーナス

色数	1	2	3	4
ボーナス	0	6	12	24

表 2 連結ボーナス

連結数	4	5	6	7	8	9	10	11 以上
ボーナス	0	2	3	4	5	6	7	10

表 3 連鎖ボーナス

連鎖数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ボーナス	0	8	16	32	64	96	128	160	192	224
連鎖数	11	12	13	14	15	16	17	18	19	-
ボーナス	256	288	320	352	384	416	448	480	512	-

対戦では、算出されたスコアに応じて、対戦相手におじゃまぶよが降る。スコア 70 点がおじゃまぶよ 1 つに相当する。70 点以下は切り捨てられ、次回に持ち越される。対象となるスコアは、これまでにおじゃまぶよに換算されていないすべてのスコアである。つまり、落下操作や全消しで加算されたスコアは、次のぷよの消去時におじゃまぶよの換算に使われる。

おじゃまぶよは連鎖終了後、相手が落下中のツモを設置した時点で降る。おじゃまぶよの落下列は都度ランダムに選ばれる。ただし一度に複数のおじゃまぶよが落ちる際には、偏りが少なくなるように落下列が選ばれる。例えば 6 個以下のおじゃまぶよが 2 段以上で降ることはなく、おじゃまぶよ 6 個はすべての列に 1 つずつ降る。なお、一度に降るおじゃまぶよの数は 30 個（5 段）が上限であり、一度おじゃまぶよが降ると次の一

手が配される。上限を超えておじゃまぶよが存在する場合、1 手のツモを置いたのちに再度降ってくるようになる。

おじゃまぶよが降るまでには、相手の連鎖発火から連鎖が終了し、さらに自分が1 手を置くまでの猶予がある。相手からおじゃまぶよが送られている間に自分の連鎖を発火すると、おじゃまぶよの相殺ができる。相殺の後に得点の高い方が、相手にスコアの差分だけおじゃまぶよを降らすことができる。

3 対戦

対戦文化：大会、e-sports

AI の到達点としての戦術選択小連鎖によるつぶし先打ち有利＝ \hookrightarrow 発火催促催促合戦、凝視、組み換え（打つタイミング）

4 連鎖

定型と不定形カウンター（耐える形）耐える、打つ、対応する、
凝視しづらい連鎖形早さ合体、キーぶよ

第 III 部

関連研究

1 ゲームと楽しさ

2 楽しさに関するゲーム AI

DDA player modeling: yannnakakis mario

3 ぷよぷよ AI

4 その他のパズルゲーム AI

第 IV 部

DQN による学習

1 とこぷよ

2 対戦

第 V 部

連鎖ポテンシャル法の改良

1 探索深さの変更

2 全探索

3 途中での消去

4 ツモ選択と置き方選択の区別

第 VI 部

人間の知識適用

1 連鎖構築知識の抽出

2 ルール化と実装

3 結果と考察

第 VII 部

結論

1 研究成果

2 今後の課題

参考文献

参考文献

- Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, Vol. 4, No. 1, pp. 1–43, March 2012.
- [2] Johan Huizinga. ホモ・ルーデンス. 中央公論社, 1971. 高橋英夫 訳.
 - [3] SuperData Research, カドカワ株式会社 (編). e スポーツグローバルマーケットレポート 2016. カドカワ株式会社, 2017.
 - [4] S. Risi and J. Togelius. Neuroevolution in games: State of the art and open challenges. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, Vol. PP, No. 99, pp. 1–1, 2015.
 - [5] David Silver, Aja Huang, Christopher J. Maddison, Arthur Guez, Laurent Sifre, George van den Driessche, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Veda Panneershelvam, Marc Lanctot, Sander Dieleman, Dominik Grewe, John Nham, Nal Kalchbrenner, Ilya Sutskever, Timothy Lillicrap, Madeleine Leach, Koray Kavukcuoglu, Thore Graepel, and Demis Hassabis. Mastering the game of go with deep neural networks and tree search. *Nature*, Vol. 529, pp. 484–503, 2016.
 - [6] IEEE Computational Intelligence Society. Ieee conference on computational intelligence and games. <http://www.ieee-cig.org/>. Last visited: 2017–1–30.
 - [7] G. N. Yannakakis and J. Togelius. A panorama of artificial and computational intelligence in games. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, Vol. 7, No. 4, pp. 317–335, Dec 2015.
 - [8] カドカワ株式会社 (編). ファミ通ゲーム白書 2016. カドカワ株式会社, 2016.
 - [9] 陽一郎三宅. デジタルゲームにおける人工知能技術の応用の現在 (特集 エンターテインメントにおける ai). 人工知能:人工知能学会誌, Vol. 30, No. 1, pp. 45–64, jan 2015.
 - [10] 心池田. 楽しませる囲碁・将棋プログラミング (特集 エンターテインメントの or). オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学, Vol. 58, No. 3, pp. 167–173, feb 2013.
 - [11] 直樹藤田. 米国におけるビデオ・ゲーム産業の形成と急激な崩壊–現代ビデオ・ゲーム産業の形成過程 (1). 経済論叢, Vol. 162, No. 5, pp. 440–457, nov 1998.
 - [12] 直樹藤田. 「ファミコン」開発とビデオ・ゲーム産業形成過程の総合的考察–現代ビデオ・ゲーム産業の形成課程 (3). 経済論叢, Vol. 163, No. 5, pp. 511–528, may 1999.
 - [13] 直樹藤田. 「ファミコン」登場前の日本ビデオ・ゲーム産業–現代ビデオ・ゲーム産業の形成過程 (2). 経済論叢, Vol. 163, No. 3, pp. 311–328, mar 1999.