

Title	連鎖構成功率向上のための多様な面白いなぞぷよ提供法の提案
Author(s)	牧田, 光平; 池田, 心
Citation	情報処理学会研究報告. GI, 研究報告ゲーム情報学, 2019-GI-41(21): 1-8
Issue Date	2019-03-01
Type	Journal Article
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/16086
Rights	<p>社団法人 情報処理学会, 牧田 光平, 池田 心, 情報処理学会研究報告. GI, 研究報告ゲーム情報学, 2019-GI-41(21), 2019, 1-8. ここに掲載した著作物の利用に関する注意: 本著作物の著作権は(社)情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。 Notice for the use of this material: The copyright of this material is retained by the Information Processing Society of Japan (IP SJ). This material is published on this web site with the agreement of the author (s) and the IP SJ. Please be complied with Copyright Law of Japan and the Code of Ethics of the IP SJ if any users wish to reproduce, make derivative work, distribute or make available to the public any part or whole thereof. All Rights Reserved, Copyright (C) Information Processing Society of Japan.</p>
Description	

連鎖構成力向上のための多様な面白いなぞぷよ提供法の提案

牧田 光平^{†,1} 池田 心^{†,2}

概要: ぷよぷよは対戦型落ち物パズルゲームの一つであり、「連鎖」を効率よく構成することが重要な課題であるとともに楽しみにもなっている。初心者初級者が連鎖構成力を鍛える際、実戦だけではあまり効率が良くないため、「2手で3連鎖せよ」といった「なぞぷよ」問題が用いられることがある。高橋らの先行研究ではなぞぷよを自動生成しその面白さや難しさを教師あり学習で推定する試みが行われているが、本研究ではこれをさらに進め、2~4色、多数ぷよ~少数ぷよ、簡単~難しいなど多様なものを提供する方法を提案する。さらには、何を面白いと思うかはプレイヤーごと、またはプレイヤーの強さごとに異なることなどを踏まえ、個人や強さグループごとの教師あり学習を行って違いを見るなど、よりきめ細かいなぞぷよ提供システムの構築を試みる。

キーワード: ぷよぷよ, なぞぷよ, 連鎖, 訓練

Proposal of Diverse and Entertaining Nazo-Puyo Puzzle Generation Method for Improving Chain Skill

KOHEI MAKITA^{†,1} KOKOLO IKEDA^{†,2}

1. はじめに

ゲーム分野での人工知能研究では人間以上の強い AI プレイヤーが作成され、次の目標として「教える AI プレイヤー」が挙げられる。難しいゲームや競技性の高いゲームにおいて、人間プレイヤーが上達するのは困難であり、モチベーションを高めるサポートがなければ、やめてしまうこともある。人間プレイヤーの上級者にサポートをしてもらうとしても、手間やコストがかかったり、人間プレイヤーに合った教え方ができるとは限らないため、AI プレイヤーを用いたサポートが効果的であると考えられる。

これらの背景を踏まえて、本研究では落ち物パズルゲームとして有名であり、一般社団法人日本 e スポーツ連合 (JeSU) のライセンス認定タイトルでもある「ぷよぷよ」を対象に、初心者の「連鎖」という技術の習得サポートを目的とする。

連鎖はぷよぷよにおいて中心的な課題の一つであり、できるようになれば楽しいと感じる一方で、上達が困難であり、このゲームを続けていく上で壁となる技術である。

連鎖を作る力である連鎖構成力を伸ばすために、実戦練習が選ばれることが多い。しかし、実戦練習ではぷよぷよが持つ「リアルタイム性」や「ランダム性」、「相手プレイヤーからの妨害」などから純粋に連鎖構成力のみを集中して練習することが難しいと考える。連鎖構成力だけを切り出し、集中して鍛えることは、例えば将棋に対する詰め将棋、野球に対する素振りなど、有効であることがよく知られている。

そのような状況の中で高橋らは実戦的な問題を解く練習法を提案している。ぷよぷよにおいてこのような部分問題を「なぞぷよ」と呼び、高橋らはこのなぞぷよ問題を自動生成した[1]。また、高橋らは自動生成された問題に対し、面白さや難しさを教師あり学習で推定する試みを行っている。このような推定が出来ることによって面白いと思われる問題だけ、また、適した難易度だと思われる問題だけを提示することが可能である。

本研究ではこれをさらに進め、学習に用いる特徴量を新たに追加し、多様な種類のなぞぷよ問題を提供する方法を提案する。それに加え、被験者実験を通して個人のモチベーションを維持できるような面白い問題を提供するシステム構築を目指す。

2. ぷよぷよとなぞぷよ

ぷよぷよとは、テトリスと並ぶ落下型パズルゲームの代表格であり、1991年にコンパイル社が発売し、現在ではセガ社がその権利を保有している。日本国内では e スポーツとして、JeSU のライセンス認定タイトルでもある。

競技シーンでのぷよぷよは主に2人で対戦する形式が多く、相手のフィールド(盤面)を攻撃することで打ち負かすことを目的とする。相手のフィールドを攻撃するためには通常、連鎖と呼ばれる状況が発生させる必要がある。できるだけ強い連鎖をできるだけ効率良く作ること、敵の連鎖構成を邪魔したりタイミング良く攻撃したりすることが本ゲームの醍醐味である。

† 北陸先端科学技術大学院大学
1 kmakita@jaist.ac.jp
2 kokolo@jaist.ac.jp

2.1 ぷよぷよのルール

本節では富沢ら[2], または高橋ら[1]の論文を引用し, 図1を用いてぷよぷよのルールを簡単に説明する.

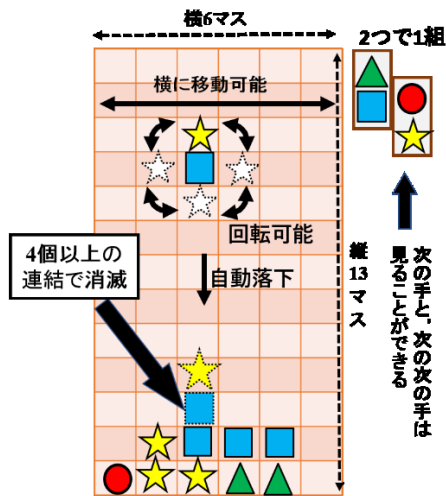


図1 基本的なぷよぷよのルール

[プレイ人数] 1人のプレイヤーが1つの盤面を持ち, 通常2人でプレイする. 相手の盤面には連鎖(後述)によって攻撃を行うことのみ干渉することが出来る.

[盤とマス] 盤は通常横6縦13の2次元格子からなり, 下方向に重力を持つ. 左右端, 上下端に位相的繋がりはない. それぞれのマスには「ぷよ」が1つあるかないかのどちらかの状態しかない.

[ぷよ] ぷよには色があり, 最大で5色, 通常は4色が存在する. その他に, 後述するおじゃまぷよと呼ばれるものも存在する.

[配ぷよ] プレイヤーには2つのぷよからなる「配ぷよ」が与えられる(図1右上). ぷよの色はそれぞれ概ねランダムに決まっており, 2手4個分の色が予告されている.

[着手] プレイヤーは, 2つのぷよを回転および左右に移動し, 落下させる(図1上の☆□). また, この盤面上には下方向に重力が働くため, ぷよは下へと自動で落下していく. ぷよがこれ以上下へ落ちることが出来ない場合, その位置に固定される.

[ぷよの消滅] 同色のぷよが4つ以上上下左右に連結すると, そのぷよ集団は消滅する(図1下の□). 消滅した集団の上にあるぷよは重力に従い落下するが, それにより新たに4つ以上の連結が生じ消滅が起きた場合, これを連鎖と呼ぶ.

[攻撃] n段階の「落下と消滅」が繰り返されたとき, それをn連鎖と呼ぶ. n連鎖を達成すると, およそnの2乗に比例した数の「おじゃまぷよ」と呼ばれる特殊なぷよが相手の盤上に落下する.

[相殺] 双方が攻撃を行った場合には攻撃力の大きいほうとその差分だけ一方的に相手におじゃまぷよを落下させることができる.

[敗北] (主に相手に攻撃され) 配ぷよを置く場所がなくなった場合, 負けとなる.

2.2 なぞぷよ

連鎖を組む力である連鎖構成力を高めるためには, 「短時間しか考える猶予がない実戦」ではなく「自分のペースで思考できる環境で学ぶ」ことが有効だと考える. そのために, なぞぷよモードは適していると考え.

以下の図2.1を使ってなぞぷよについて説明する. なぞぷよでは, 予めいくつかのぷよが配置された初期盤面(図2.1左)と, 数手先までを予告する配ぷよが与えられる(図2.1右上). この配ぷよは, 対戦モードと異なり, 問題ごとに固定されており, かつ, 4手5手先まで与えられることも珍しくない. 更になぞぷよでは対戦相手がおらず, 相手を倒すという目的がない代わりに, その問題ごとに固有のクリア条件(図2.1右下)が与えられる. このクリア条件は様々で, 「2手で3連鎖すべし」「全てのぷよを消すべし」などが存在する. 図2.2はクリア条件を満たす解答例の一つである.

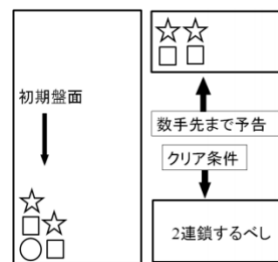


図2.1 なぞぷよ問題例



図2.2 解答例

詰め碁や詰め将棋などと同じく, なぞぷよの問題は多種多様で, 初心者でも容易に解けるものから上級者でも苦勞するもの, 平凡な手が答えのものから意外な手が答えとなるものなど存在している. 従って, 連鎖構成力の訓練を考えれば, その人それぞれの連鎖構成力と好みに合ったものを提供することが必要であると考え.

3. 関連研究

3.1 ぷよぷよにおける強いAIプレイヤー

ぷよぷよには自分が操作可能な手にはランダムな要素がある. そのようなランダム性を考慮しつつ, 富沢らは「効率よく連鎖を組むAIプレイヤーの作成」を試みた[2]. 結果として, 連鎖の構成効率が熟練の人間プレイヤーに迫るものであったことが確認された[2].

3.2 ぷよぷよにおける人間プレイヤーの模倣AIプレイヤー

ぷよぷよについて, 前節で述べた富沢らの強くするための研究以外に, 熟練支援や楽しさの提供を目的とした研究が行われている. 一つは隅山らによる「特定のプレイヤーの模倣」の試みである[3]. 隅山らは, ぷよぷよにおける「あるプレイヤーらしさ」が, そのプレイヤーが用いる「定石形」

に現れると仮定して、ユーザのプレイデータから、特定のユーザの手を再現する試みをしている。定石形とは、効率の良いことが分かっている特定のぷよ群の配列のことである。この結果として、全体的に人間プレイヤーのプレイデータ内に現れやすい定石形を再現できていることが分かった。

3.3 なぞぷよ問題自動作成法

前節で述べた隅山らの人を楽しませる AI プレイヤの研究以外に、教育を目的とした研究が行われている。一つは高橋らによる「なぞぷよ問題作成」の試み[1]である。

高橋らは、広瀬ら[4]や山崎ら[5]が用いた逆算法（逆向き生成法）と呼ばれるパズル作成手法をなぞぷよに適用した。また、それに加えランダム生成と呼ばれる手法を加え、2つの手法を用いてなぞぷよ問題の自動作成を行った。また、作成した問題から面白い問題や難しい問題など必要なものを抜き出すために、高橋らはなぞぷよ問題の難しさや面白さの推定[1]を試みた。この推定は、なぞぷよ問題の面白さや難しさ、役立ち度を人間プレイヤーに5段階の主観評価してもらい、主観評価の結果となぞぷよ問題の特徴量から線形回帰を行い、推定のための回帰式を得た。高橋らはこの回帰式について「ぷよ数が多いほど考えることが多く難しい」、「正解手順が多いほどどうやっても解けるので解けない」、「連鎖開始場所ができる場所が多いほど迷うので難しい」[1]などと説明している。

4. 提案システム

4.1 提案システムの流れ

本研究では、先行研究[1]をさらに進め、個々の人間プレイヤーが面白い、あるいは難しいと思える多様な種類のなぞぷよ問題を提供することを目指す。そのため、以下の図 4.1 の提案システムを作成する。本研究で使用するなぞぷよ問題は、初心者に適切なレベルの一つと考えられる 2 手 3 連鎖問題のみである。

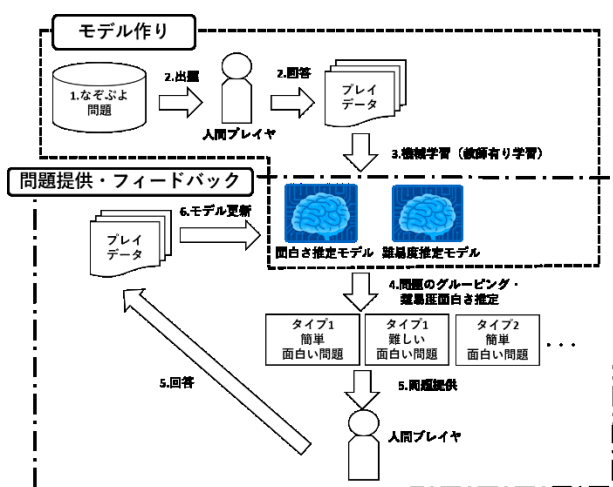


図 4.1 提案システム全体図

1. 予め大量のなぞぷよ問題群を自動生成しておく。これ

は高橋らの手法を用いて用意する。

2. 用意した問題群の内、一部を人間プレイヤーに解いてもらい、面白さや難易度について主観評価してもらう。
3. 2.で集めたデータを元に教師あり学習を行い、面白さ推定モデルと難易度推定モデルの2つを作成する。
4. 1.とは別の新たななぞぷよ問題群に対して数や色に関するグループを作り、各グループに対して3.で作成したモデルを用いて、難しさでソートし、分割後に面白さでソートする。
5. 4.で作成された適切な難易度グループの内の、面白さ上位の問題を人間プレイヤーに提供し、面白さや難易度について主観評価してもらう。
6. 5.の回答結果を元にモデルを更新する。

このようなグルーピングとソート後の代表選出により、多様で面白く、適度な難易度の問題セットを作成することを狙う。

4.2 問題の生成方法

この節では高橋らのなぞぷよ問題生成法について説明する。本章の大部分は、過去の研究論文[1]の4章を引用している。

4.2.1 ランダム生成法

2 手 3 連鎖のなぞぷよ問題作成法として、以下のアルゴリズムを高橋らは提案した[1]。

1. 盤面 w の幅に、各列の高さを最低 0 最大 h となるようにぷよを積んでいく。
2. 各ぷよを積むたびにランダムに色を定めるが、周囲のぷよとの接続状況を確認し、4つ同じ色が接続してしまわないようにする。あるいはより強い制約として、左右に同じ色が接続しないようにする。
3. 2 手分の配ぷよ 4 個について、色をランダムに定める。
4. 作成した盤面と配ぷよを用いて、全幅探索を行う（2 手先のノード数は高々 22^2 である）。
5. 最大連鎖数が 3 になったものだけを採用し、そうでなければ 1. に戻る。

偶然を待つ手法のため、10 連鎖以上のような条件の厳しい問題はまず出現を期待できない[1]。

4.2.2 逆向き生成法

ランダム生成法は条件を満たす配置が出てくることを偶然に任せねばならず、問題の規模が大きくなれば作成コストも大きくなると予想される。そこで高橋らは「出来上がり図」を最初に作ってから、徐々に問題図へと逆向きに近づけていく方法として以下のアルゴリズムを提案した[1]。ぷよぷよでは同じ色のぷよが 4 以上接続すると消える。もし 4 つのみに限定すれば、その消える際の形はテトロミノ

の回転対称数 19 通りである。

1. まず、最後に消える 4 つのぷよを 19 通りの中からランダムに選び、盤上のランダムな場所に配置する
2. 続いて、2 番目に消える 4 つのぷよを同様ランダムに選び、先ほど置いたぷよ (o) を“一部押し上げるように”挿入する (図 4.2b)。なお、19 通りの中にはぷよが宙に浮いてしまうような場合もあるので、その場合は別の色のぷよを使って下を支える (図 4.2b の☆)。
3. 最初に消える 4 つのぷよを 19 通りの中からランダムに選び、2 番目に消えるぷよ (△) を一部押し上げるように挿入する (図 4.2c)。これで、□から始まる 3 連鎖が構成できる。
4. 盤上から 2 組 4 個のぷよを取り除いて、配ぷよとする (図 4.2d)。その際、各組は着手として置けるように取り除かなければならない。つまり、埋まっている場所や、左右に 2 つ以上離れた場所からは取り除いてはいけない。また、配ぷよの 2 手目には、必ず最初に消えるぷよ (o) を含めなければならない。
5. 最後に、与えられた盤面と配ぷよで深さ 2 の全幅探索を行い、「2 手 3 連鎖ができること」「4 連鎖以上にはならないこと」「1 手目で 3 連鎖にならないこと」などをチェックする。失敗していれば (a) に戻る。

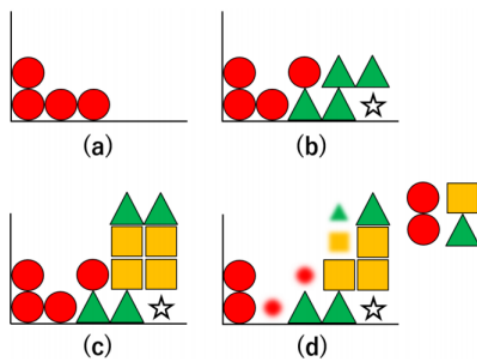


図 4.2 逆向き生成法

4.3 面白さ・難しさの推定方法

本研究では、面白さや難しさの推定を行うために教師あり学習を用いる。その中でも本研究では Microsoft 社が開発した決定木ベースのアンサンブルモデルである LightGBM[6]を用いて学習を行う。

LightGBM は学習器を束ねることで強い学習器を作るアンサンブル学習を用いた手法で、その中でもブースティングと呼ばれるモデルを逐次更新していく手法である。

4.4 問題提示法

本研究では、多様で面白い問題をユーザに提示したい。そのために、多くの人に共通するような、あるいはある人に特化した、難しさや面白さの推定モデルを用いる。4.2 節での生成法、4.3 節の推定モデルを用いて、本節では具体的

にどのような手順で問題を提示するか、図 4.3 を用いて説明する。

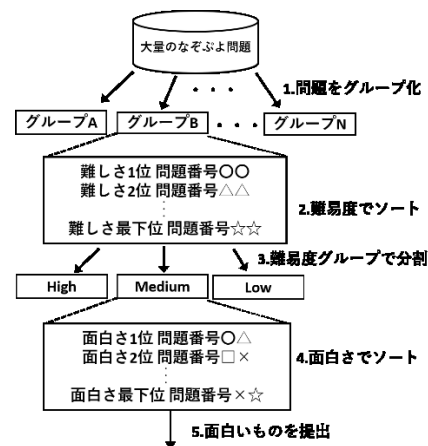


図 4.3 問題提示までの流れ

1. 4.2 節の生成方法を用いて生成された大量のなぞぷよ問題群に対してグループ分けを行う。グループの分け方として、手法 {ランダム生成法 or 逆向き生成法} を用いた、ぷよの数が {10 個以下 or 11-20 個 or 21-30 個 or 31 個以上} の色の数が {2 色 or 3 色 or 4 色} のなぞぷよ問題というような分け方を行った。この組み合わせによって手法 (2) ×盤面上のぷよの数 (4) ×色の数 (3) = 24 グループが存在することになる。
2. 1. で分けられたグループ内にある問題全てに対して、難易度推定モデルを用いて難易度推定値を求める。その後、難易度の大きさをソートを行う。
3. 2. でソートされた問題群を 3 等分に分け、難易度 High, Medium, Low グループの 3 つに分ける。この時点でグループ数は 1. のグループ数 (24) ×難易度 (3) = 72 グループが存在することになる。
4. 3. で分けられたグループ内にある問題全てに対して、面白さ推定モデルを用いて面白さ推定値を求める。その後、面白さの大きさをソートを行う。
5. 72 グループそれぞれで面白さ推定値が高い問題を提出する。

5. 面白さ・難しさ推定

5.1 データ集め

人間プレイヤーが面白いあるいは難しいと思う要素を調べるために本研究では、教師あり学習を用いて面白さ推定モデルと難しさ推定モデルを作る必要がある。そのためには教師用データである人間プレイヤーの主観評価データが必要である。そこで本研究の準備として、被験者実験を通して人間プレイヤーになぞぷよ問題を解いてもらい、主観評価をしてもらった。

本研究では「ぷよぷよに熱中したことがない」「男性」

被験者 12 人を対象になぞぶよ問題を 51 問解いてもらい、主観評価データを集めた。解いてもらうなぞぶよ問題についてランダム生成法と逆向き生成法から作った 2 手 3 連鎖問題を用意した。主観評価の方法は先行研究[1]を参考に、面白さと難しさの 2 つの印象形容詞対を用意し、SD 法 (Semantic Differential Method) に基づき 7 段階評価を設定した。例えば、形容詞対「面白い-つまらない」の場合、「とても面白い」(+3)、「面白い」(+2)、「少し面白い」(+1)、「どちらとも言えない」(0)、「少しつまらない」(-1)、「つまらない」(-2)、「とてもつまらない」(-3) の 7 段階で評価する直前に解いた問題の影響を避けるために問題群は被験者ごとにランダムな順序で出題した。

5.2 特徴量について

この節では、教師あり学習を行う際に使用したなぞぶよ問題にかかわる特徴量について説明する。特徴量について、高橋らが推定をする際に使った特徴量[1]と、本研究にあたり新たに用意したものを説明する。

5.2.1 高橋らの作った特徴量一覧

puyoNum : 盤面上のぷよの数
correctNum : 問題の解の数
sqrtCorrectNum : correctNum の平方根
deletableNum : 1 連鎖目で消せるぷよの数
dropNum : 連鎖で落ちるぷよ数
colorNum : 有効な色数
chigiriNum : ちぎり (段差がある 2 列に配ぶよを横に置くと、着手と同時にちぎれること) の数
maxHeight : 最大高さ
chainHeight : 連鎖で消えるぷよの高さ平均
chainUpDown : 1-3 連鎖目の座標の上下移動値
chainLeftRight : 1-3 連鎖目の座標の左右移動値
gizagiza : 隣接している列のぷよ高さの差の総和
width : 盤上のぷよが置いてある列の数

5.2.2 本研究で新たに用意した特徴量

先行研究[1]の特徴量には、配ぶよに関する特徴量や隣接するぷよに関する特徴量がないため、新たに追加を行った。特に配ぶよの使用率に関する特徴量は、連鎖構築を実感でき、面白さにつながると考えており、隣接するぷよに関する特徴量は様々な消え方を創造することができ面白さに繋がるものと考えている。

leastChigiriNum : 最低限使わなければならないちぎり数
putPuyoDeletedNum : 配ぶよ 4 つの内、消える数
putPuyoDeletedColor : 配ぶよ 4 つの内、消える色数
corner_pair : 盤面上の同色 2 個繋ぎ (以下ペア) の周りにある同じ色のぷよの数

corner_trio : 盤面上の同色 3 個繋ぎ (以下トリオ) の周りにある同じ色のぷよの数

surface_samecolor_pair_next : 1 手目と同じ色で盤面の表面上にあるペアの数

surface_samecolor_pair_nexnex : 2 手目について同様

surface_samecolor_trio_next : 1 手目と同じ色で盤面の表面上にあるトリオの数

surface_samecolor_trio_nexnex : 2 手目について同様

used_hand_num_in_1st_chain : 1 連鎖目で消えるぷよの中で配ぶよ 4 つの内、消える数

used_hand_num_in_2nd_chain : 2 連鎖目について同様

used_hand_num_in_3rd_chain : 3 連鎖目について同様

secondTurnCorrect : 2 手目のみで 3 連鎖できるか

5.3 なぞぶよ問題の面白さ・推定

5.3.1 面白さと難しさの相関

教師あり学習の前に、まず横軸を「難しさ」、縦軸を「面白さ」とした、51 問それぞれの平均評価値をプロットしたものを図 5.1 に示す。用意したなぞぶよ問題が、被験者の実力によっては感じ方が違うのではないかと予想し、なぞぶよの成績やぶよぶよ経験を考慮して、被験者をレギュラーグループ (図 5.1 左) とビギナーグループ (図 5.1 右) に分けてプロットを行った。

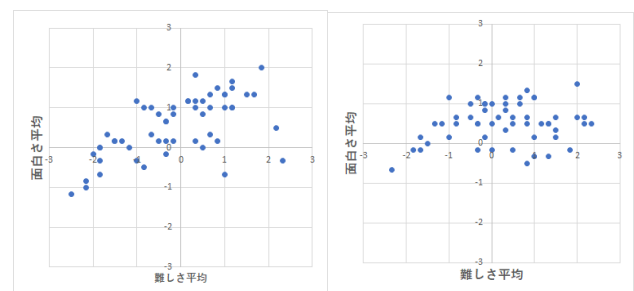


図 5.1 面白さと難しさの相関図

図 5.1 左のレギュラーグループを見ると、難しさと面白さには比較的強い相関があることが見え、中級者は難しい問題から面白さを感じているように考える。また、現状、2 手 3 連鎖だからこのような相関が見られるが、4 手 7 連鎖のように難易度が上がると、中級者でも難しすぎる問題はつまらないと言うと考える。

図 5.1 右のビギナーグループを見ると、簡単な問題については同様に右肩上がりであるものの、難しい問題については、レギュラーグループほどの面白さ上昇を見せず、丘型の形状となった。難しすぎるとストレスの方が大きくなるようである。

そのため、面白い問題だと思ってもらうために、初心者には簡単な問題を出し、中級者には難しい問題を提示する必要があると言え、6 章にてその実験を行った。

5.3.2 なぞぶよ問題の面白さ・推定実験

5.1 節で集めたデータと、5.2.1, 5.2.2 の特徴量を用いて、4.3 で述べた LightGBM を用いて学習を行った。また、生成したモデルに対して 10-folds 交差検証を行い、10 回分の RMSE の平均を求めた。

説明変数として「先行研究[1]の特徴量」だけ、あるいは、「先行研究[1]と本研究で新たに作成した特徴量（以下、全特徴量）」の 2 種類を使用した。これは、先行研究の特徴量と全特徴量によって推定の違いを見るためである。目的変数に「被験者実験によって得られた全体の平均の評価値」、あるいは、「レギュラーグループの平均の評価値」、あるいは、「ビギナーグループの平均の評価値」の 3 種類を使用した。これにより、全体、または、似た実力の人間プレイヤー同士から面白さや難しさの傾向が得られると考える。以下の表はその結果である。

表 5.1 面白さ・難しさ推定結果

	高橋らの特徴量のみ		全特徴量	
	面白さ RMSE	難しさ RMSE	面白さ RMSE	難しさ RMSE
全体平均	0.46	0.75	0.40	0.87
ビギナー	0.51	0.75	0.52	0.75
レギュラー	0.57	0.93	0.52	0.93

左右の比較をすると、先行研究の特徴量[1]と提案手法の RMSE について「面白さ」の予測がわずかに改善された一方で、「難しさ」の予測では若干改善した。特徴量が増えたことにより、51 点のサンプルしかないことを考えると、過学習が生じている可能性があると考えている。

一方、上下の比較をすると、全体平均の場合と分けた場合を比べると、全体的に分けた場合の方が RMSE は大きくなった。これは、「技量によって感じ方が違うはず」という予測からは説明しづらい結果であるが、こちらも、人数が分かれて減ったことにより、平均化の効果が減り、ノイズの影響が増えたことが原因ではないかと考えている。追加した特徴量そのものは価値があると考えており、人数や問題数によるサンプル数を増やすことでその効果が実証できると考えている。

6. 被験者実験・評価

本研究では、多様で面白い問題をユーザに提示したい。そのための実験として本章では、4.4 節で提示された問題を人間プレイヤーに解いてもらい、面白いと思えるような問題が提示されているかを確認する実験について述べる。

6.1 実験内容

本実験では 4.4 節の問題提示法を検証するべく、3 つの提示法を用意する。

1 つ目は個人個人の評価値のみを使って推定モデルを学習する提示法であり個人 fit と呼ぶ。

2 つ目はビギナーあるいはレギュラーグループ全体の平均評価値を使って推定モデルを学習する提示法であり、グループ fit と呼ぶ。個人 fit では好みは他人と異なる人の場合に有効であると思われる一方で、グループ fit では評価値の平均化の効果が期待できる。

もう一つは問題群からランダムに選ぶ問題提示法である。これは完全にランダムであり、提案手法との比較用に用意した。ランダム提示法は個人個人でランダムではなく、回ごとにランダムである。

以上 3 つの提示法を使い、51 問の時の被験者 12 人のうち 9 人を対象に被験者実験を行う。被験者実験の手順は以下のとおりである。

1. 被験者に問題提示を行う。3 つの問題提示法から各 14 問ずつ提示する。
2. 3 つの問題提示法から提示された計 42 問を被験者に出题し、解いてもらう。ただし、被験者には自分がどの提示法を解いているかは伝えず、また順番もランダムで渡される。1 問あたりの回答時間は 90 秒に設定した。
3. 被験者は 2 つの評価を行う。1 つは個々のなぞぶよ問題に対する主観評価で、これは 5.1 節と同様に行ってもらった。もう一つは 14 問回答終了後に、14 問全体の主観評価を行ってもらう。14 問全体に対して面白さや難しさを 7 段階で主観評価してもらい、続けていけるかどうかについて質問を行う。
4. 集めた主観評価データを用いて、個人あるいは全体の面白さ・難しさ推定モデルを再び作る。
5. この 1-4 のサイクルを数日に分けて合計 3 回行ってもらう。

以上の手順の被験者実験を行うにあたり、被験者実験用のツールを作成した。これは、各なぞぶよ問題に対して被験者の正誤、正解までの時間、主観評価、コメントを返すようにしている。

6.2 結果

6.2.1 被験者実験の結果

以下の表は、レギュラーグループ（表 6.1）、ビギナーグループ（表 6.2）について、個人 fit、全体 fit、ランダムの 3 つについてそれぞれ面白さと難易度の主観評価の平均値を示したものである。

表 6.1 レギュラーグループの面白さ平均と難しさ平均

	個人 fit	グループ fit	ランダム
面白さ平均	0.56	0.21	0.42
難しさ平均	-0.26	-0.36	0.24

表 6.2 ビギナーグループの面白さ平均と難しさ平均

	個人 fit	グループ fit	ランダム
面白さ平均	0.17	0.47	0.41
難しさ平均	-0.07	0.38	0.26

表 6.1 を見ると、個人 fit はランダムに比べ面白い問題を出しているが、その差は小さい。仮説としては、中級者にはさまざまな好みの方がいて全体での学習では推測が難しかったこと、個別学習ではサンプルの平均化がしにくかったことにより、十分な結果に至らなかったという可能性がある。

難易度についても、3 段階の一番難しい(と予測された)問題を出している割に、ランダムよりも簡単であると評価されたのは、残念な結果である。図 5.1 にもあるように、一般に中級者は難しい問題を面白いと感じるため、ここでちゃんと難しい問題を出せば、面白さも改善していたかもしれない。

続いて表 6.2 を見ると、表 6.1 とは逆に個人 fit が悪い結果となっており、これはどちらかという初心者のほうが「問題の本質の理解」ができないために似通った好みを持っていることが原因かもしれないと考える。似通った好みを持っているならば、グループ fit のように全体の平均を取るほうが良いかもしれないからである。

難易度について見ると、表 6.1 とは逆の意味で好ましい結果とは言えず、3 段階の一番簡単(と予想された)問題を出している割にはあまり差がない。

以上から、提案手法の可能性は示唆されたものの、被験者実験を通じてその効果があったという結論を出すほどの結果は得られていない。最も大きな問題は、学習サンプル数の少なさであると考えており、被験者数を増やすことや、被験者あたりの問題数を増やすことが有効かもしれない。

6.2.2 提示された問題の例

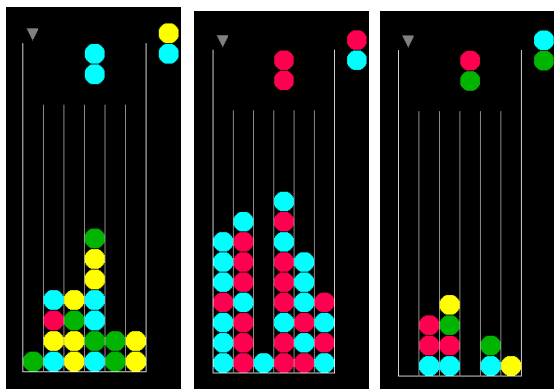


図 6.1 提示された問題例

図 6.1 の左はレギュラーグループ被験者の中で高評価だった問題の一つで、4 色、盤面のぷよ数が 11-20 個内のランダム生成法で作られた問題である。このなぞぷよ問題は、2 つ繋がりや 3 つ繋がりが多く絡まっていて、正解までの

筋を迷わせる問題だと考える。しかしながら、上級者目線では、2 手目のみで解けるところに美しくなさを感じてしまう問題ではある。

図 6.1 の中央はビギナーグループ被験者の中で高評価だった問題の一つで、2 色、盤面のぷよ数が 31 個以上あるランダム生成法で作られた問題である。このなぞぷよ問題の面白さはなんといっても「消えるぷよの数」だ。実際、1 手目の赤を中央の溝に入れると、赤 2 つに青 1 つしか残らないという大きな消え方をする。それがヒントとなり、問題としては盤面のぷよの数に反して非常に簡単なのだが、このような派手な消え方をする問題は一つの面白さと言える。被験者からは「沢山消えて気持ちいい」という感想を得た。特に、初心者プレイヤーにとってこのような派手な消え方をする問題はパズルを解くというよりもショーを鑑賞する気持ちがあるように見られ、これは初心者プレイヤー特有の感性であるとともに、一つの面白さであると言える。

図 6.1 の右は本研究の手法で面白いと推定され、かつ被験者の中で面白いと評価されなかった問題の一つで、4 色、盤面のぷよ数が 10 個以下のランダム生成法で作られた問題である。この問題は 2 手が離れており、かつ、離れた緑を工夫して繋げるものであり、上級者目線では難しく、かつ、良い作品だと考えている。しかしながら被験者からは「緑が見えずに嫌になってきた」というコメントと-3 評価が出ていた。面白さにつながる捻りが被験者のレベルを超える難しさになると途端に面白さがなくなる一例だと感じる。

6.3 サンプル数を増やした結果と提示例

6.2.1 項の問題点より、被験者 1 人、サンプル数を 200 に増やして再度学習、推定を行った。

6.3.1 被験者実験の結果

面白さの RMSE は 1.71 となった。これは主観評価推定値の幅が大きく、まだまだいい予測値とは思えない。

図 6.2 は 200 問全てに対して被験者が実際に判断した真値(横軸)と本研究の学習結果が出した推定値(縦軸)をプロットしたものである。

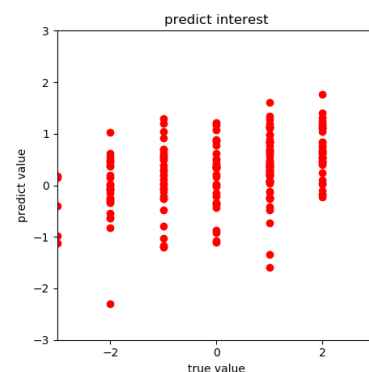


図 6.2 面白さの真値と予測値

プロット全体としては緩やかな右肩上がりであり、面白いと被験者が判断する問題に対して、面白いと予測する傾向はありつつも、その幅が大きく、精度が十分とは言えないように見えた。

しかしながら、この 200 問から、面白さ予測 Top3 を抽出することを考えると、真値が「3, 2, 2」と評価される 3 問が得られる。このことから、すべての問題を正しく推定することは現状では難しいものの、推定値の上位を見たときに面白いと思われるような問題が抽出できていることが見られた。

この結果は偶然の可能性も存在するが、本研究では「全ての問題を正しく推定する」必要はなく「面白いと推定した問題が人間プレイヤーにとって実際に面白ければよい」ため、推定値の上位を見ると良い結果となりうる可能性を持っている。

6.3.2 提示例

本節ではサンプル数 200 で学習した後、新たな問題群の中から面白さ top10 を抽出し、再度被験者に回答してもらった。10 問の平均点は 1.4 点で 1 以上の評価は 8 問で内 5 問は 2.0 以上の面白さ評価をされた。この 10 問中、推定値と被験者の評価が共に高評価だったものを提示する (図 6.3)。これらの中には名作と呼ばれるものもあった。

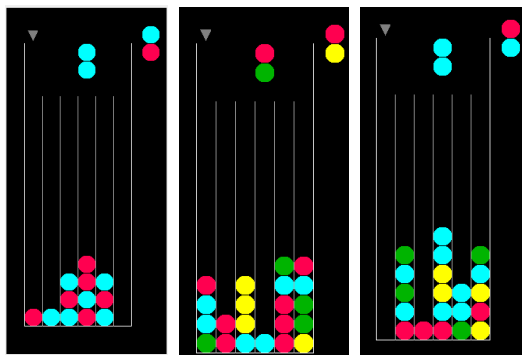


図 6.3 提示された問題例

図 6.3 の左は 2 色、盤面のぷよ数が 11-20 個内のランダム生成法で作られた問題である。このなぞぷよ問題は、一見、意味がなさそうに見える左下の赤が連鎖に必要、という意外性を持った問題で評価が高かった。意外性を突く問題は貴重であると考えられる。

図 6.3 の中央は 4 色、盤面のぷよ数が 21-30 個内のランダム生成法で作られた問題である。このなぞぷよ問題のポイントは落差である。1 手目で中央の溝に緑を置いておくことで、2 手目で黄、赤と消え、落ちてきた緑が 1 手目と右 2 個と繋がるのである。落差により綺麗に緑が横に並び 3 連鎖を作り上げる面白さがあると考えられる。

図 6.3 の右は 4 色、11-20 個内のランダム生成法で作られた問題である。このなぞぷよ問題は被験者やその被験者と同じくらい実力を持つプレイヤーからも「名作」と呼ばれた問題の一つである。これは消えるぷよの色の順番が特徴的

で、赤、青、青の順番で消えるのである。同じ色が連続で消える連鎖をイメージするのは難しくかつ、面白い問題の要素の一つと考える。

7. おわりに

本研究では人気パズルゲームぷよぷよにとって重要な連鎖構成力を鍛えるために、なぞぷよが有効であるとの仮説に基づき、1) 難易度調節可能で 2) 面白く 3) 多様な問題を自動で生成するためのシステムを提案した。

本研究の新たな点としては、教師あり学習に用いる盤面の特徴量を多数提案して性能改善を試みたこと、また多様な問題を提示する手法を提案したことである。

現時点では、新しい特徴量による推定精度の向上はわずかであるが、多様な問題の提示ができることは確認できた。また、精度向上の主な原因はサンプル数の少なさによる過学習であると考えられ、サンプル数を増やした別実験では、たしかに「面白い問題」「難しい問題」などが高確率で抽出できていることが確認できた。その中には人間でも作るのが難しいと思われるような名作も含まれ、本研究には一定の価値があると考えられる。

今後は、被験者数や問題数を増やすことで精度を高め、多様な問題を提示することの技術向上への有効性を検証していきたい。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 17K00506 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 高橋竜太郎, 池田心. 連鎖構成力向上のためのぷよぷよの問題作成, 情報処理学会 第 39 回ゲーム情報学(GI)研究発表会(2018)
- [2] 富沢大介, 池田心: 落下型パズルゲームの定石形配置法とぷよぷよへの適用, 情報処理学会論文誌, Vol.53, No.11, pp. 2560-2570, 2012-11.
- [3] 隅山 淳一郎, 橋山 智訓, 田野 俊一. ぷよぷよにおける人間のプレイヤーデータの特徴量抽出, 31st Fuzzy System Symposium(2015)
- [4] 広瀬正幸, 伊藤琢巳, 松原仁, 逆算法による詰め将棋の自動創作, 人工知能学会誌, Vol.13, No.3, pp.452-460, 1998-5
- [5] 山崎隆介, Reijer Grimbergen, 連鎖型パズルゲームにおけるパズル問題の自動創作, 第 18 回ゲームプログラミングワークショップ, 2013-11
- [6] Guolin Ke, Qi Meng, Thomas Finley, Taifeng Wang, Wei Chen, Weidong Ma, Qiwei Ye, Tie-Yan Liu. "LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree". Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017), pp. 3149-3157.