

Title	強さの異なる人工プレイヤーを用いた，不完全情報パズルの面白いインスタンス生成
Author(s)	大町， 洋
Citation	
Issue Date	2014-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/12019
Rights	
Description	Supervisor: 池田心, 情報科学研究科, 修士

修士論文

強さの異なる人工プレイヤを用いた、 不完全情報パズルの面白いインスタンス生成

北陸先端科学技術大学院大学
情報科学研究科情報科学専攻

大町 洋

2014年3月

修士論文

強さの異なる人工プレイヤを用いた、 不完全情報パズルの面白いインスタンス生成

指導教員 池田心 准教授

審査委員主査 池田心 准教授
審査委員 飯田弘之 教授
審査委員 東条敏 教授

北陸先端科学技術大学院大学
情報科学研究科情報科学専攻

1110012 大町 洋

提出年月: 2014年2月

概要

パズルゲームは古くから楽しまれているゲームの一つであるが、従来は用紙や本に書き込むか、専用の道具を用いて遊ぶことが主流であった。しかし、近年はコンピュータ等の普及により手軽にプレイすることが可能となり、一人でも簡単に（見たくないものを見ずに）不完全情報ゲームをプレイすることが可能となり、広く楽しめるようになった。上海ゲーム (Mahjong Solitaire) は代表的な不完全情報パズルゲームの一種であり、Microsoft 社の Windows Vista 以降に標準ゲームとして搭載され、より手軽に楽しめるようになった。しかしながら、ゲーム開始時の牌の初期配置 (インスタンス) による難易度の差が激しく、運次第で理不尽な場合や、簡単、あるいは難しすぎる場合など、プレイヤーが不満を感じてしまう場合がある。

そこで本研究では、不完全情報パズルゲームの面白いインスタンスを自動生成することを目的とする。これまでも数独を代表としてパズルゲームの解答・自動生成・自動分類等の研究は盛んに行なわれてきたが、これらの完全情報パズルゲームや、解が一意的なパズルゲームに対する手法を、不完全情報パズルゲームへそのまま適用することは出来ない。

まず本研究では、不完全情報パズルゲームにおいて、プレイヤーにとって理不尽でなく、難易度が適度なインスタンスであることが、プレイヤーが面白いと感じる要素の一つであると仮定をおいた。この仮定の下で、理不尽なインスタンスや適切でない難易度のインスタンスを排除することで、面白いインスタンスのみを提供することが可能であると予想し、上海ゲームを題材に実験を行った。

上海ゲームのインスタンスを解く研究として、通常のプレイではプレイヤーが知り得ない情報を知れるという条件の下でインスタンスの解を求める研究がある。この研究では上海ゲームのインスタンスをおよそ 97% という高い確率で解答することが可能であるが、本研究のようにプレイヤーに面白いインスタンスを提供するという目的のうえでは、通常のプレイとは異なる条件で解答を得る手法は好ましくない。

そこで、本研究では通常のプレイと同じ条件下で探索することを前提とし、またヒューリスティックやパラメータによって探索性能が変化し得る人工プレイヤーを用いることとした。

まず、難易度判別のためにプレイヤーと同じ条件下で木探索とモンテカルロシミュレーションを用いた人工プレイヤー (MSMC) を実現し、パラメータの異なる人工プレイヤーを複数用いることで、それぞれのインスタンスに対して複数の解答率を得た。

実装した MSMC はあるパラメータにて 36 枚/72 枚/144 枚の蜘蛛型のインスタンスそれぞれについて、91%/75%/58% という平均解答率を得た。なお、144 枚のインスタンスは Windows に搭載されている上海ゲーム (Mahjong Titans) から 100 個分のデータを入力して用いている。前述の研究と比較すると 144 枚のインスタンスにおいてはかなり解答率が下がるが、筆者らが Mahjong Titans で蜘蛛型インスタンスをプレイした際の平均

解答率が 60 %前後であることを考慮すると、実験を行うにあたり十分な性能であると言える。

この解答率のうち特定の二つを組み合わせ二次元マップにプロットしたところ、人工プレイヤーの性能差による解答率の違いから、インスタンスの特徴が現れることが分かった。また、いくつかのインスタンスを筆者を含めた上海ゲーム経験者でプレイしたところ、二次元マップ上の分布から良いインスタンスと悪いインスタンスを判別することが十分に可能であることが分かった。例えば、弱い人工プレイヤーが高く、強い人工プレイヤーが低い平均解答率を取るようなインスタンスを筆者らが解いたところ、一般的に良いとされる行動が結果的に裏目に出ることでプレイヤーにとって不満が残るようなものであった。このことから、提案手法により面白いインスタンスのみを抽出することが十分に可能であることが分かった。

目次

第1章	背景と目的	1
第2章	関連研究	2
第3章	提案手法	3
3.1	アプローチ概要	3
3.2	初期ランダム生成	3
3.3	インスタンスの評価と分類	4
第4章	対象問題	5
4.1	上海ゲーム	5
4.2	確定着手	6
4.3	行動評価値	8
4.4	評価要素の重みのローカルサーチ	9
第5章	人工プレイヤーによるシミュレータの実装	10
5.1	評価器の全体像	10
5.2	人工プレイヤー	11
5.2.1	単純な人工プレイヤー	11
5.2.2	行動評価値と木探索を組み合わせた手法	11
第6章	ランダム生成と性能実験	13
6.1	ランダム生成	13
6.2	レイアウト	15
6.3	解答率の性能実験	15
6.3.1	実験目的	15
6.3.2	実験条件	15
6.3.3	実験結果	16
第7章	インスタンスの抽出と評価実験	18
7.1	解答率の二次元プロット	18
7.2	抽出と筆者らによる主観評価	19

第 8 章	まとめと今後の展望	21
8.1	まとめ	21
8.2	今後の展望	21
	謝辞	23
	参考文献	24
	付録	25

第1章 背景と目的

パズルゲームは古くから楽しまれているゲームの一つであるが，従来は用紙や本に書き込むか，専用の道具を用いて遊ぶことが主流であった．しかし，近年はコンピュータ等の普及により手軽にプレイすることが可能となり，従来人間が作成していたパズルの一問一問（インスタンス）もコンピュータによる自動生成が研究され，実際に自動生成によるパズル本も出版されている [1]．

また，コンピュータの普及により一人でも簡単に（見たくないものを見ずに）不完全情報ゲームをプレイすることが可能となり，広く楽しめるようになった．上海ゲーム（Mahjong Solitaire）は代表的な不完全情報パズルゲームの一種であり，Microsoft 社の Windows Vista 以降に標準ゲームとして搭載され，より手軽に楽しめるようになった．しかしながら，ゲーム開始時の牌の初期配置（インスタンス）による難易度の差が激しく，運次第で理不尽な場合や，簡単，あるいは難しすぎる場合など，プレイヤーが不満を感じてしまう場合がある．

これまでも数独を代表とするペンシルパズルに対する解答・自動生成・自動分類等の研究は盛んに行なわれてきたが，上海ゲームはペンシルパズルとは異なり，不完全情報性や，解が一意でないという特徴があり，従来手法を適用することが出来ない．

本研究では不完全情報パズルゲームにおいて，プレイヤーにとって理不尽でなく，難易度が適度なインスタンスであればプレイヤーが面白いと感じる要素の一つであると仮定をおき，理不尽なインスタンスや適切でない難易度のインスタンスを排除することで，面白いインスタンスのみを提供することを目標とする．

はじめに研究の土台として，上海ゲームにてプレイヤーと同じ条件下で木探索とモンテカルロシミュレーションを用いた人工プレイヤーを実現する．そしてパラメータの異なる人工プレイヤーを複数用いることで，インスタンスの難易度や特徴を評価する手法を提案し，面白いインスタンスのみを抽出することが可能か実験を行う．

第2章 関連研究

パズルゲームをコンピュータに解かせる研究は、株式会社ニコリの数独という数理パズルを代表に、これまでも様々な研究が行なわれている。数理パズルとは、ペンシルパズルの中でもプレイヤーが初期条件とルール以外の知識を必要とせず、さらに解が一意に定まっているパズルのことである。

山下による、数独の空白を埋める作業を再帰的に行うことで解を得る研究[4]は、単純な手法でありながら正しい解を得られるだけでなく、パズル特有のルールを変更することで他のペンシルパズルへの応用が利く有効な手法である。さらに、より効率的な手法として Tom Mantere らにより、証明空間と遺伝的アルゴリズムを用いた手法も提案されている [5]。

また、単に数独の解を得るだけではなくインスタンスの難易度を判別する研究として、小場ら [6] や土出ら [7] の研究がある。これらの研究には、初期状態のヒントの数や解答するのに必要な解法ロジック（手筋ともいう）の種類などから、難易度を判別する手法が良く用いられている。

これらの研究が盛んなパズルゲームは、完全情報であり、かつ解が一意である場合が多い。一般にその方が研究対象として簡単で扱いやすいためであるが、インスタンスの自動生成に関する研究のうち、村瀬らによる、有限会社シンキングラビットの倉庫番という解が一意ではないパズルゲームのインスタンス自動生成の研究がある [8]。倉庫番は小さな部屋の中でキャラクタを操作するゲームであり、この研究では何種類かの部屋のパーツをランダムで組み合わせてインスタンスを生成し、その中から面白いインスタンスのみを残す手法を用いているが、面白いインスタンスのみを残す精度が低いことや、初期生成が決まったパーツを組み合わせているだけのため多様性が無いなどの問題点がある。

数独等の研究が盛んなパズルゲームと比較すると、マインスイーパ等の不完全情報性のあるパズルに対する研究はあまり多くない。代表的な不完全情報パズルゲームの一種である上海ゲーム (Mahjong Soritaile) は不完全情報性があり解が一意ではないパズルゲームである。上海ゲームに対する研究として、Michiel de Bondt により通常のプレイではプレイヤーが知り得ない情報も用いたうえでインスタンスの解を厳密に求める研究が行なわれている [2] が、インスタンスの難易度を調べる研究や、インスタンスの自動生成を行う研究は行われていない。

第3章 提案手法

3.1 アプローチ概要

本研究では以下の4つのステップのアルゴリズムにより、プレイヤーへ提供するインスタンスを生成する.

- (i) ランダムインスタンスを複数作成する
- (ii) 各インスタンスを性能の異なる評価器を用いて評価する
- (iii) インスタンスを難易度や特徴を基に分類する
- (iv) 分類を基に面白いインスタンスのみを抽出

3.2 初期ランダム生成

ランダムインスタンス生成は、その名の通りインスタンスの内容を乱数を用いたランダムで決定する生成法である. ただし、ゲームによっては完全にランダムな生成では解答不可能なインスタンスが多数生成されてしまうことから、本研究では必ず解法が存在するようなランダム生成法を利用している.

また、本研究ではパズルゲームのインスタンス空間を以下のようにクラス分けする.

- A 全インスタンス空間
- B 解が存在するインスタンス空間
- C 解を持ち、特定の特徴も持つインスタンス空間
- D 面白いインスタンス空間

$$A \subset B \subset C \subset D \quad (3.1)$$

提案手法では、初期ランダム生成でクラスBかCのインスタンス群を生成し、その中からクラスDのインスタンスのみを抽出することを目的とする.

3.3 インスタンスの評価と分類

インスタンスの難易度や特徴の分類は、異なる探索能力や重みパラメータを持った複数の評価器による平均解答率の違いを基に行う。

例えば、二つの手筋 A, B が必要なパズルゲームにおいて、以下の2つのプレイヤーがいるとする。

α 手筋 A を知っているが B は知らない

β 手筋 B を知っているが A は知らない

このとき、 α, β によるあるインスタンスに対する平均解答率の二次元マップの例を図 3.1 に示す。

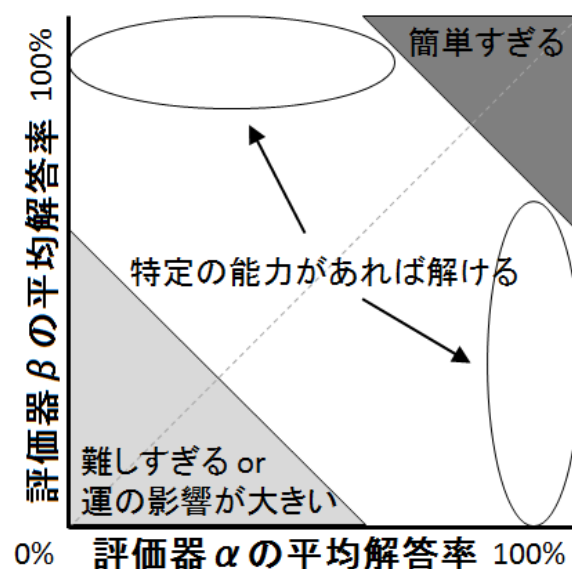


図 3.1: 二つの評価器による平均解答率

図中右上の濃い灰色の領域は α, β が共通して高い解答率を出した場合で、手筋 A, B のうち片方でも知っていれば解けるインスタンスであり、簡単なインスタンスであると判断できる。

逆に図中左下の薄い灰色の領域は α, β が共通して低い解答率を出した場合で、手筋 A, B のうち片方だけでは解けない難しいインスタンスであるか、もしくは運の影響が大きいインスタンスであると判断する。

一方で図中の楕円形の領域は α, β で解答率に差がある場合で、右下の領域であれば手筋 A 、左上の領域であれば手筋 B が必要となるインスタンスであると考えられ、インスタンスの特徴を表している。

本研究ではこのようなインスタンスを“特定の能力があれば解けるインスタンス”とし、プレイヤーにとって解き応えのある面白いインスタンスであると考えている。

第4章 対象問題

4.1 上海ゲーム

上海ゲームは麻雀牌を使った一人有限確定不完全情報ゲームであり、 $4N$ 枚（一般的に $N=36$ ）の麻雀牌を特定の型に沿って積み上げ、以下のルールに従って全ての牌を取り除くことを目標とするゲームである。

- プレイヤは2枚の同じ牌種の牌の組を一度に取り除くことができる
- 何らかの牌が上に乗っている牌は取り除けない
- 左右両方に牌が接している牌は取り除けない

プレイヤーが着手不可能になった時点で全ての牌が取り除かれていれば解答成功（クリア）、牌が残っていた場合は解答失敗となる。

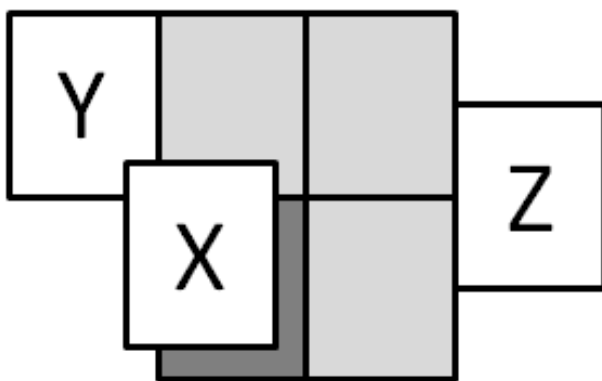


図 4.1: 牌の状態の例

牌の状態の例を図 4.1 に示す。図中の白い四角形は着手可能な牌，薄い灰色の四角形は着手不可能の牌，濃い灰色はプレイヤーにとって見えない牌（未知牌）でありかつ着手不可能な牌を表している。例えば図中の X と Y がどちらも“一萬”なら， X と Y のペアを取り除ける。また， Y, Z のような何にも乗っていない牌を1層目（Layer1とも書く）， X のような1層目の牌に乗っている牌を2層目の牌とする。

このゲームの特徴として、不完全情報である点と、解までの着手数が確定という点がある。特に不完全情報であるため、プレイヤーが得られる情報を基に最もクリア不可能になり辛くなるような着手（最善行動）を常に行ったとしても、クリア出来るかどうかは確率的に決定される場合がある。本研究では、絶対に解けないインスタンスは除外し、さらに確率（運）に左右される度合いの小さいインスタンスを生成することも目標の一つとする。

また、先行研究として上海ゲームはPSPACE 完全であることや、未知牌を知ることが出来ればNP 完全であることが知られており、未知牌を知ることが出来る状態で約97%の解答率のソルバも作成されている [2].

4.2 確定着手

確定着手とは、ある局面において、将来的に解答不能になる原因となりえない着手のことであり、数独などの完全情報ゲームの解法ロジック（手筋、定石）に近い。本研究では、以下の4つの確定着手を実装している。

- (1) 残り枚数が2枚の牌種の牌は取る（図 4.3 (1)）
- (2) 同時に4枚着手可能な牌種の牌は取る（図 4.3 (2)）
- (3) 同時に3枚着手可能な牌種で、かつその中に浮いている牌がある場合は、その牌以外の2枚の牌を取る（図 4.3 (3)）
- (4) 同時に3枚着手可能な牌種で、かつその中に自身と同じ牌種の牌を直接支配している牌がある場合、その牌を含めた2枚を取る（図 4.3 (4)）



図 4.2: “支配している牌”の例 XやZはYを支配している

ここで、ある牌Xが牌Yに乗っている場合、もしくはある牌Xが牌Zと共に牌Yの左右にある場合、牌Xにとって牌Yは“支配している牌”とする。“支配している牌”の例を図4.2に示す。また“浮いている牌”とは、“支配してもされてもいない牌”のこととする。

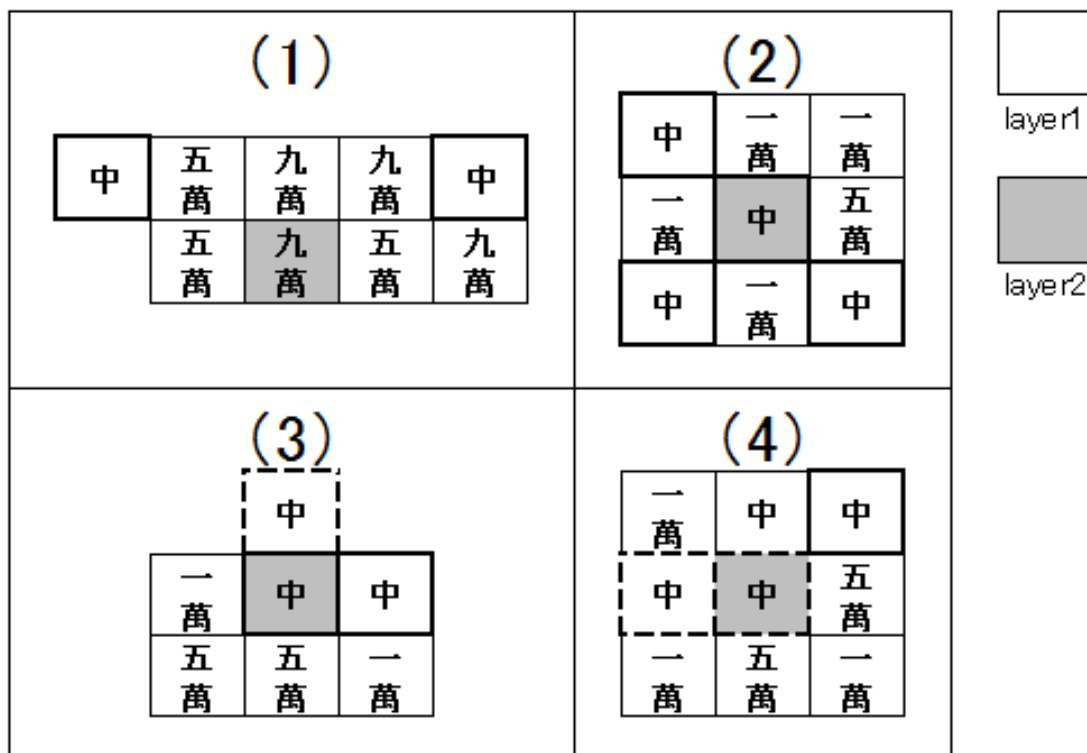


図 4.3: 確定着手の例

確定着手の例を図 4.3 に示す。

図中の (1) のうち、太枠で囲われた“中”は残り枚数が2枚の牌である。この時、“中”を取る行動が後々悪い結果に繋がることは無いため、確定着手として取ることが出来る。

図中の (2) のうち、太枠で囲われた“中”は同時に4枚着手可能な牌である。このとき、“中”はどのような組み合わせで取った場合でも、次の局面で確定着手 (1) を利用することが出来る。そのため、“中”はどのような組み合わせであっても確定着手として取ることが出来る。

図中の (3) のうち、太枠の点線で囲われた“中”は浮いている牌である。また“中”は太枠で囲われた2枚着手可能であり、このとき太枠で囲まれた2枚を取ることで、将来的に新たに“中”が着手可能になっても点線で囲われている“中”と組み合わせて確定着手 (1) を利用することが出来る。また、浮いている牌は他の牌を支配していない牌であるため、残しておくことで不利益が発生することもない。そのため、太枠で囲われた2枚を確定着手として取ることが出来る。

図中の (4) のうち、太枠に囲われた“中”は左隣で同じ牌種である“中”を直接支配している。このとき、太枠に囲われた“中”が取り除かれれば左隣の“中”が着手可能となる。そのため、太枠に囲われた“中”と点線で囲われた“中”のどちらか1枚を取ることで、次の局面で確定着手 (1) を利用することが出来る。そのため、太枠で囲われた“中”と点線で囲われた“中”のどちらか1枚とを確定着手として取ることが出来る。

4.3 行動評価値

行動評価値とは，人工プレイヤーが確定着手を取ることが出来ない局面において着手決定を行う指標として用いるものである．ある局面 s から着手 a を取り局面 s' へと推移した場合，以下の5つの評価要素それぞれの評価値を $f_i(a)$ とする．それぞれの評価値 $f_i(a)$ は値域 $[0, 1]$ で正規化している．

- 着手 a の2枚の牌が支配していた牌の総数
→ 何かの牌に支配されている牌が少ない程良い状態である
- 局面 s と s' の合法手数が増減
→ 合法手の数が多い程良い状態である
- 2層以上にある牌の数の増減
→ 高い層の牌が少ない程良い状態である
- 浮いている牌の数の増減
→ 浮いている牌が多い程良い状態である
- 未知牌の数の増減
→ 未知牌の数が少ない程良い状態である

着手 a の行動評価値 $f(a)$ は，各評価要素の重み w_i を基に，以下の式で求める．

$$f(a) = \sum_{i=1}^5 \frac{w_i}{\sum_{j=1}^5 w_j} f_i(a) \quad (4.1)$$

上記式により求められた行動評価値は値域 $[0, 1]$ で正規化している．

4.4 評価要素の重みのローカルサーチ

また、各評価要素の重み w_i は、レイアウト（初期配置の形）毎にローカルサーチを行い取得している。以下にローカルサーチのアルゴリズムを示す。

- (i) 評価要素の重み w_i を $(1, 1, \dots, 1)$ に初期化する
- (ii) 最大平均解答率 $MaxAverageValue$ を 0 に初期化する
- (iii) w_i の一部を値域 $(-10, 10)$ の中で変更させた w'_i を作成する (w_1 は 1 で固定する)
- (iv) 行動評価関数を利用する人工プレイヤーに、 w'_i を用いてインスタンス群を解かせ平均解答率 $AverageValue$ を得る
- (v) $AverageValue > MaxAverageValue$ であれば w_i を w'_i へ、 $MaxAverageValue$ を $AverageValue$ へと更新
- (vi) iii~ v を一定回数繰り返す。一定回数毎に、乱数シード値のみを変えた状態で w_i の再評価を行い、 $maxAverageValue$ を更新する
- (vii) 最終的な w_i を出力する

なお、人工プレイヤーはインスタンスを解く際に乱数を用いているため、同じパラメータの人工プレイヤーでも、同じインスタンスを解く際に乱数シード値により解答率が異なることから、 $MaxAverageValue$ を過大評価している可能性が考えられる。そのため、viにあるように一定回数毎に乱数シード値のみを変えた w_i の再評価が必要となる。

第5章 人工プレイヤーによるシミュレータの実装

5.1 評価器の全体像

本研究ではあるインスタンスに対して評価器を用いた評価を行うことが重要となる。先行研究では未知牌の情報を得られるという条件でより厳密にインスタンスの解答を求めるソルバを作成していた [2] が、本研究ではよりプレイヤーに近い立場でインスタンスの評価を行うため、評価器から実際のゲームでプレイヤーが得られる情報と同じだけの情報を人工プレイヤーに与え、人工プレイヤーの着手決定に基づいて局面を推移させていく手法を用いて、インスタンスの平均解答率を求める。

実装した評価器のアルゴリズムを以下に示す。

- (i) 合法手がある場合、人工プレイヤーに局面の情報を与え着手を要求
- (ii) 人工プレイヤーの着手を基に局面を推移
- (iii) i~ iiを合法手がなくなるまで繰り返す
- (iv) クリアできたか調べる
- (v) i~ ivを一定回数繰り返し、平均解答率を出力

なお、(v) で何度も同じインスタンスを解くのは、人工プレイヤーは乱数により同じ局面でも違う着手を行いうるためである。ただし、以下の点には注意して頂きたい。

- インスタンスそのものは未知牌も含めて確定しており、乱数による影響はない
- 人工プレイヤーは試行毎に学習を行なわない
つまり、同じインスタンスを解く際に過去の成功失敗・未知牌の配置などの情報を利用しない

5.2 エイプレイヤー

5.2.1 単純なエイプレイヤー

本研究ではまず、以下の4つの単純なエイプレイヤーを作成した。

- 合法手からランダムに着手 (Random)
- 確定着手がある場合は確定着手を行い、それ以外はランダムに着手 (FO)
- 合法手から行動評価値最大の手に着手 (EF)
- 確定着手がある場合は確定着手を行い、それ以外は合法手から行動評価値最大の手に着手 (FOEF)

これらのエイプレイヤーは上から順に複雑な着手決定を行っているが、いずれも深さ1までしか探索しておらず、決して性能が十分とは言えない。

5.2.2 行動評価値と木探索を組み合わせた手法

そこで、本研究では確定着手・行動評価値・未知牌仮定・木探索の4つを用いたエイプレイヤーを作成した。このエイプレイヤーのことを本稿ではMax Search with Monte-Carlo (MSMC) と呼ぶ。

概要

MSMC の探索の例を図5.1に示す。

MSMC が着手決定を行なう際に、入力された局面には不完全情報（未知牌）が含まれている場合があるが、これは一般的に木探索の妨げになる。未知牌仮定とは入力された局面の未知牌にランダムで所在の分かっていない牌を配置することである。MSMC は未知牌仮定を行ったうえでの木探索を n 回繰り返すモンテカルロ的アプローチ [3] を行ない、未知牌の可能性を思慮した上での探索を行なうことを実現した。実装したエイプレイヤーのアルゴリズムとそれぞれの要素を以下に示す。

- (i) 確定着手がある場合は v へ
- (ii) 局面の不完全情報部分をランダムで仮定する
- (iii) 全ての合法手を、行動評価値を用いた深さ d の木探索を用いて評価
- (iv) ii~ iii を n 回繰り返し平均評価値最大の着手を選択
- (v) 着手を出力

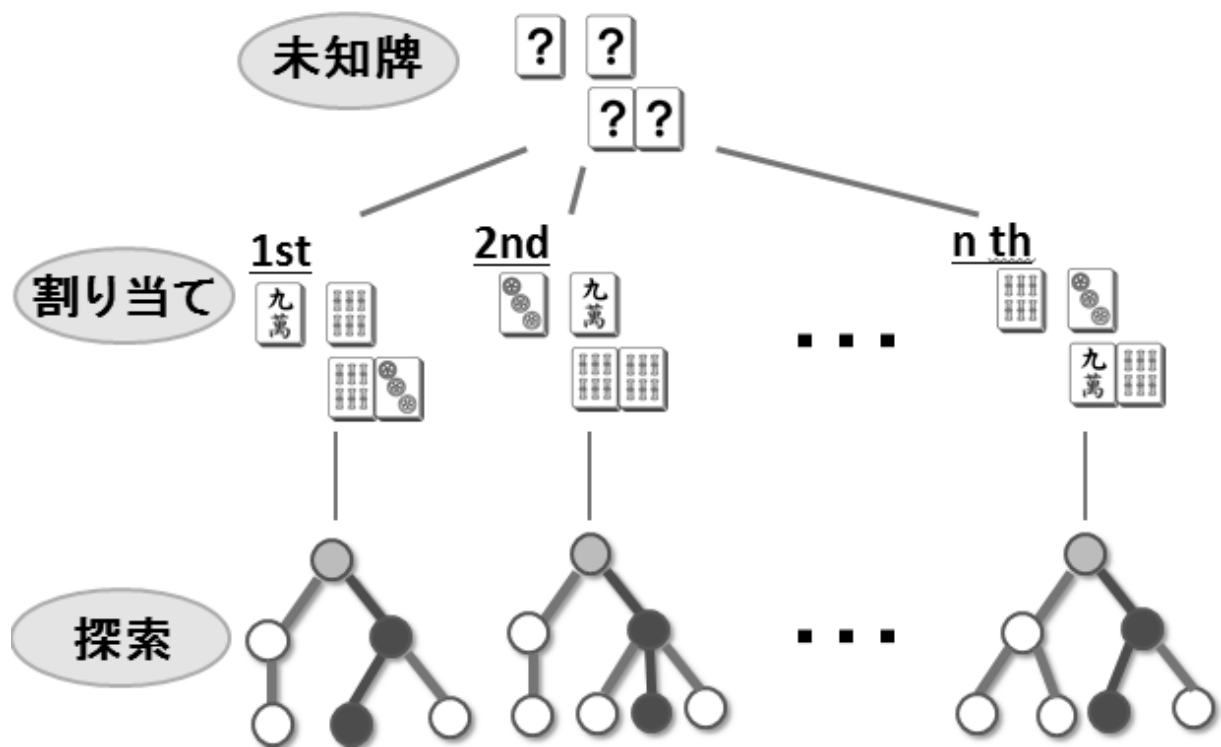


図 5.1: MSMC の探索の例

木探索

仮想プレイヤーは入力を局面として、前述の確定着手と行動評価値を用いた木探索を行なうことで、着手を決定して出力する。ゲーム木は入力された局面 s から一定の深さ D まで子ノードを生成するが、この時確定着手により推移したノードは深さとして見なさない。

また、ある深さ d の局面 s_d にて着手 a により局面が s_{d+1} に推移し、 s_{d+1} が着手 a_i を持つとき、局面 s_d における着手 a の行動評価値 $E(s, a)$ を次のように定義する。

$$E(s_d, a) = \begin{cases} 1, & d < D \text{ かつ } \max_i E(s_{d+1}, a_i) = 1 \\ 0, & d < D \text{ かつ } \max_i E(s_{d+1}, a_i) = 0 \\ \frac{E(s_d, a) + \max_i E(s_{d+1}, a_i)}{2}, & d < D \text{ かつ } 1 > E(s_{d+1}, a_i) > 0 \\ E(s_d, a), & d = D \end{cases} \quad (5.1)$$

本手法では本来の行動評価値に子局面が持つ合法手の中で最も行動評価値が高いものの値による補正をかけている。補正をかける際に親子ノード間での評価値の単純な平均化を行っているが、これはそれぞれの評価値の比率を調整する実験を行ったところ、単純な平均を取る方法が最も高い性能を発揮したためである。また、子局面の最大行動評価値が 0,1 であった場合は、親局面の行動評価値も 0,1 にする。

第6章 ランダム生成と性能実験

6.1 ランダム生成

3.2章で述べたように、提案手法ではインスタンスの初期生成の段階で、単純な規則に則り解法の存在が保証されるようなランダム生成を行う必要がある。

本研究では、全ての牌が牌種未決定の状態から合法手のルールに従い着手を行い、着手のそれぞれに牌種を割り当てる手法を用いる。この手法により、解答手順の存在が保証された上海ゲームのランダムインスタンスを生成することが可能である。

アルゴリズムを以下に示す。

- (i) 全ての牌の牌種が未決定のインスタンスを作成する (図 6.1 a)
- (ii) 着手可能な牌の組み合わせ (合法手) を調べる
- (iii) 合法手からランダムで一つ選択する (図 6.1 b)
- (iv) まだ割り当てられていない牌種から一つランダムで選択する (図 6.1 c)
- (v) iii で選択した合法手に iv の牌種を設定する
- (vi) iii で選択した 2 枚の牌を取り除く (図 6.1 d)
- (vii) ii~ vi を着手不可能になるまで繰り返す
- (viii) 全ての牌に牌種を割り当てられていれば、インスタンスとして保存する

図 6.1 に初期ランダム生成の例を示す。図中の **a** が初期状態で、**b** では太枠に囲まれた 2 枚の牌が選択された状態である。**c** で選択した牌に“中”の牌種が割り当てられ、**d** でその 2 枚が取り除かれる。

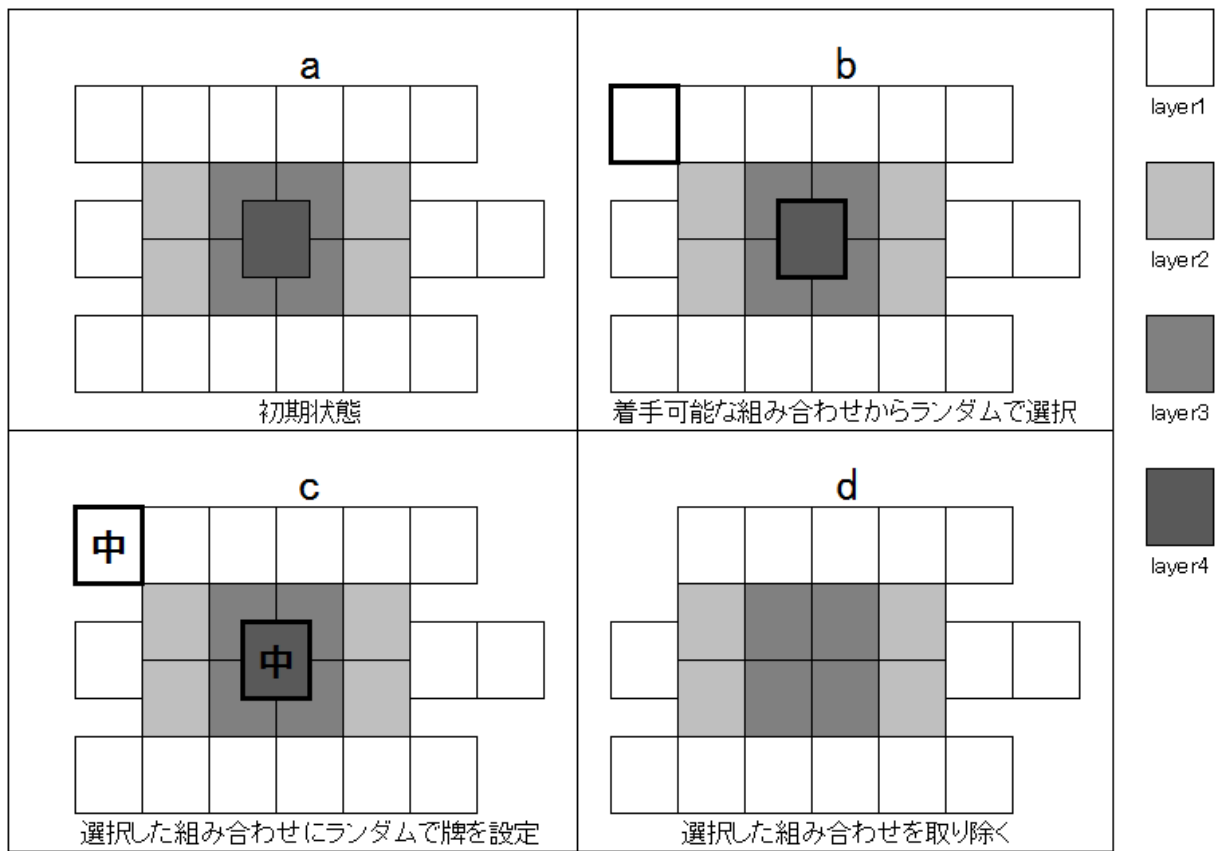


図 6.1: 初期ランダム生成アルゴリズム

6.2 レイアウト

4.1 章で述べたように、上海ゲームは $4N$ 枚の麻雀牌を用いたゲームである。一般的に $N = 36$ の合計 144 枚の牌を用いるが、本研究では実験及び検証の簡単化のため、 $N = 9$ の合計 36 枚の牌を用いたミニサイズのレイアウトを用いて実験を行った。図 6.2, 図 6.3 に、本研究で用いた二つのミニサイズレイアウトを示す。

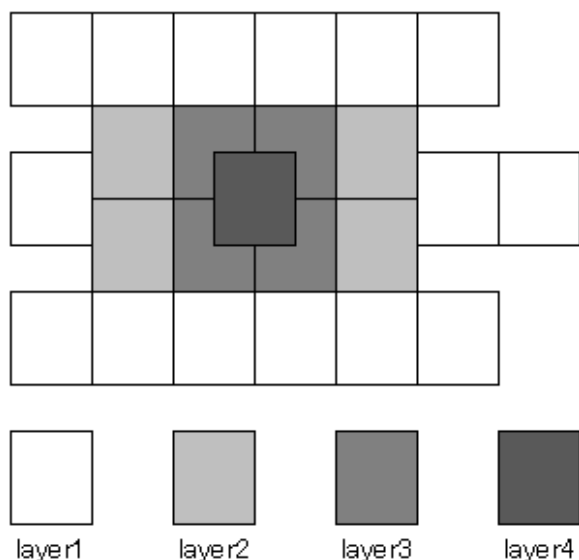


図 6.2: mTurtle のレイアウト

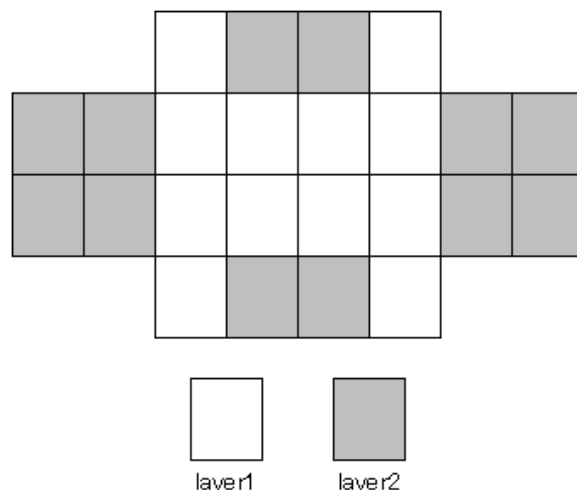


図 6.3: mSpider のレイアウト

6.3 解答率の性能実験

6.3.1 実験目的

提案手法では、3.3 章でも述べたように複数の人工プレイヤーの評価値の差を用いてインスタンスの分類を行う。そのため、6.1 章のアルゴリズムで作成したインスタンス群のそれぞれに対して、複数の人工プレイヤーによる評価値を得る必要がある。

本実験の目的は、実装した人工プレイヤーにそれぞれのインスタンスを複数回解かせ、その平均解答率を評価値として得ることである。

6.3.2 実験条件

本実験は、6.2 章で示したそれぞれのレイアウトにて、6.1 章で示した手法でランダム生成した 1000 個のインスタンスを、5.2 章で提案した人工プレイヤーに各 100 回ずつ解かせ、その平均解答率を得る。

また、実験に用いる人工プレイヤー MSMC には、以下の二つの重要なパラメータがある。

- 局面の不完全情報部分をランダムで仮定する回数 n
 n が大きい程，都合の良いものから悪いものまで多くの可能性が想定，評価され平均化される
- 木探索の深さ D

本実験ではこれらのパラメータに対して以下の値を設定し，その組み合わせごとに性能を調査する．

- $n = 1, 4, 16$
- $D = 1, 2, 3, 4$

6.3.3 実験結果

それぞれのレイアウトにおける実験結果を表 6.1, 表 6.2 に示す．

人工プレイヤー	平均解答率	MSMC				
		$n \setminus D$	1	2	3	4
Random	0.6299	1	0.8990	0.8802	0.8676	0.8399
FO	0.6652	4	0.9005	0.9097	0.9224	0.9160
EF	0.8411	16	0.9005	0.9222	0.9436	0.9494
FOEF	0.8990					

表 6.1: mTurtle

人工プレイヤー	平均解答率	MSMC				
		$n \setminus D$	1	2	3	4
Random	0.5638	1	0.8769	0.8682	0.8764	0.8443
FO	0.6356	4	0.8804	0.8699	0.9024	0.9103
EF	0.8179	16	0.8806	0.8641	0.9114	0.9347
FOEF	0.8769					

表 6.2: mSpider

結果を見ると，まず4つの単純な人工プレイヤーは下のものほど性能が向上しており，確定着手・行動評価関数による性能の向上を確認できる．

次にMSMCの結果を見ると， $n = 1$ では D が大きくなるにつれて性能が低下していることが分かる．これは，1度しか未知牌の仮定をしたうえでの探索を行なわないため，いわゆる“思い込み”が発生し，その上で先読みを行うために悪い着手を行っているのではないかと考えている．

一方で、 n が 1 より大きい場合は n, D それぞれが大きくなるにつれて性能が上昇する傾向にあり、 n, D が十分に高ければ 90 % を超える高い解答率を得た。

また、図 6.4 に示す牌の枚数を 2 倍の 72 枚にしたレイアウト hSpider でも実験を行ったところ、 $n = 16, D = 3$ で 75.44 % という解答率を得た。

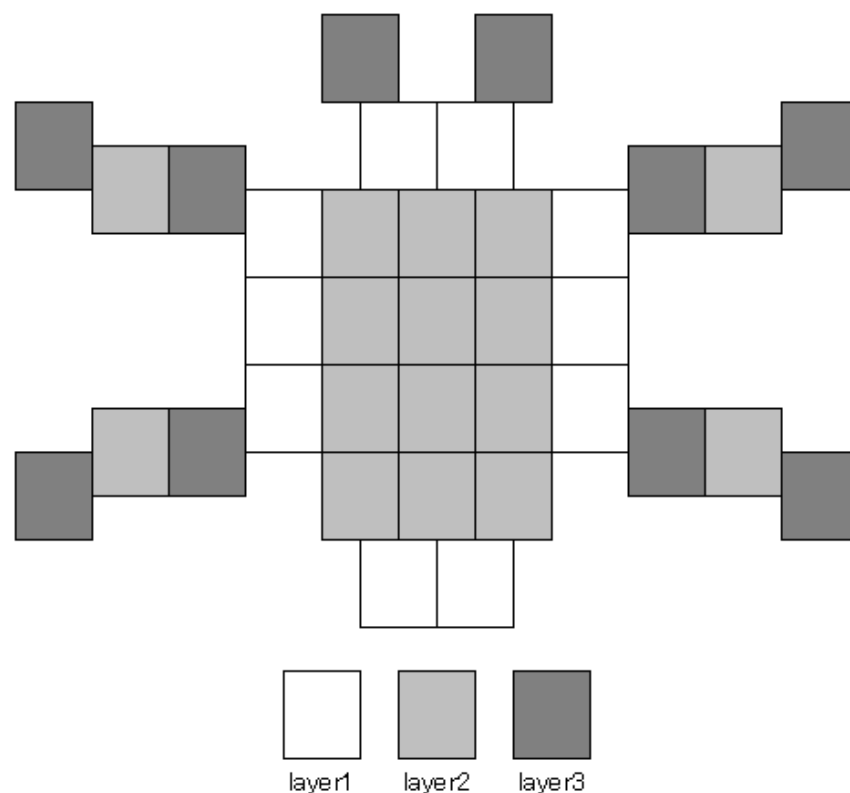


図 6.4: hSpider のレイアウト

さらに、Microsoft が提供する上海ゲーム、Mahjong Titans の 144 枚の蜘蛛型レイアウト (fSpider) について、Mahjong Titans のインスタンスのデータを 100 個入力して MSMC の $n = 16, D = 3$ で解いたところ、57.97 % という解答率を得た。インスタンスのサイズが大きくなるにつれて平均解答率は下がるが、筆者らが Mahjong Titans で蜘蛛型レイアウトをプレイした際の解答率は 60 % 前後であるため、本研究においては十分な性能であると言える。

また、本実験で人工プレイヤーの着手決定アルゴリズムやそのパラメータの変化により、インスタンス群に対する平均解答率に違いが現れることが分かった。とくに、MSMC はパラメータの変化のみで 5 % 程の解答率の差が現れている。本研究の提案手法は 3.3 章で述べたようにインスタンスに対する解答率の差を用いるが、本実験の結果は提案手法を実装するうえで好ましい結果であると言える。

第7章 インスタンスの抽出と評価実験

7.1 解答率の二次元プロット

本研究では、例えば二つの性能の異なる人工プレイヤーによる解答率の二次元マップの分布から、特徴的なインスタンスを抽出するという手法を提案している。提案手法により期待通りのインスタンスを抽出することが可能かを調査するため、弱い人工プレイヤーとしてMSMCのパラメータ $n = 1, D = 1$ 、強い人工プレイヤーとしてMSMCのパラメータ $n = 3, D = 16$ という二つの人工プレイヤーの評価値を二次元マップ上にプロットし、mTurtleの物を例として図7.1に示す。

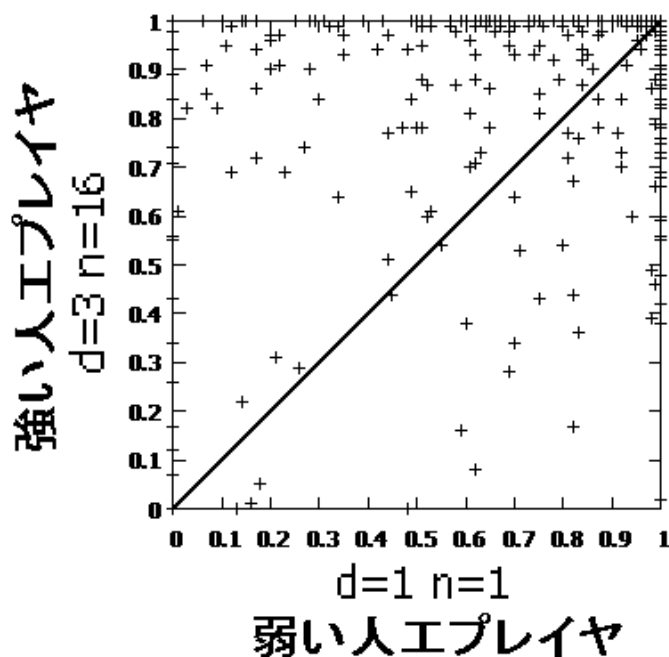


図 7.1: mTurtle の評価値の二次元マップ

図7.1の上部が示すように、二つの人工プレイヤーを利用することで図3.1で示した“特定の能力があれば解けるインスタンス”が多量に存在することが確認できる。また 図7.1の左側に注目すると、低性能の人工プレイヤーでは解答できなかったが、高性能の人工プレイヤーでは解答できるインスタンスの存在も確認できるだけでなく、逆に低性能の人

工プレイヤーでしか解答できないインスタンスが見つかった。このようなインスタンスはプレイヤーにとって理不尽なインスタンスであると予測される。

7.2 抽出と筆者らによる主観評価

この結果を基に、二次元マップの分布から興味深いインスタンスをいくつかピックアップし、筆者を含む三名（いずれも上海ゲーム経験者）で実際にプレイした。平均解答率を大まかに高い・50%前後・低いの三つに分類したところ、その組み合わせにより次のような傾向が見られた。

- どちらの人工プレイヤーも高い平均解答率
確定着手が多く、読みを必要とする場面が少ない。簡単すぎる。
- どちらの人工プレイヤーも50%前後の平均解答率
確定着手だけでは解けず読みが必要となる。
運に左右される選択肢が含まれる場合がある。
- どちらの人工プレイヤーも低い平均解答率
必要な読みが難しすぎる。
運に左右される選択肢が多く含まれる。
期待値的には正しい行動が裏目にでる。
- 強い人工プレイヤーが高く、弱い人工プレイヤーが低い平均解答率
読みが必要な局面が多いが、理不尽さや運要素は少ない。
- 強い人工プレイヤーが低く、弱い人工プレイヤーが高い平均解答率
運要素が非常に強い。
また、理不尽さを感じる選択肢が多い。

あくまで著者を含む三名の主観的な評価ではあるが、大雑把な評価として強い人工プレイヤーが高く、弱い人工プレイヤーが低い平均解答率の領域では、理不尽さや運要素の少ない解き応えのあるインスタンスが抽出される傾向にあり、プレイヤーに提供するにあたって有望であると見込める結果となった。

反対に、どちらの人工プレイヤーも低い、あるいは高い領域のインスタンスは難易度が適切でなかったり、どちらの人工プレイヤーも50%前後、もしくは強い人工プレイヤーが低く、弱い人工プレイヤーが高い領域のインスタンスは、理不尽な選択肢や運要素が強くと絡んだとなる傾向があるため、プレイヤーに提供すべきではないインスタンスであると考えている。

例として、図7.2の(左)にどちらの人工プレイヤーも50%前後の領域から抽出したmTurtleのインスタンスの局面、(右)に強い人工プレイヤーが低く、弱い人工プレイヤーが高い領域から抽出したmSpiderのインスタンスの局面を示す。

<table border="1"> <tr><td>7</td><td>2</td><td>7</td><td>1</td></tr> <tr><td>7</td><td>4</td><td>2</td><td>2</td></tr> <tr><td>4</td><td>3</td><td>3</td><td></td></tr> </table>				7	2	7	1	7	4	2	2	4	3	3		<table border="1"> <tr><td></td><td></td><td></td><td>4</td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr> <tr><td>1</td><td>4</td><td>3</td><td>6</td><td>7</td><td>7</td><td>4</td><td>3</td><td></td><td></td></tr> <tr><td>2</td><td>1</td><td>7</td><td>1</td><td>6</td><td>6</td><td>1</td><td>8</td><td></td><td></td></tr> <tr><td></td><td></td><td></td><td>2</td><td>2</td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr> </table>											4							1	4	3	6	7	7	4	3			2	1	7	1	6	6	1	8						2	2						<table border="1"> <tr><td></td><td>L1</td></tr> <tr><td></td><td>L2</td></tr> <tr><td></td><td>L3</td></tr> </table>		L1		L2		L3
7	2	7	1																																																																			
7	4	2	2																																																																			
4	3	3																																																																				
			4																																																																			
1	4	3	6	7	7	4	3																																																															
2	1	7	1	6	6	1	8																																																															
			2	2																																																																		
	L1																																																																					
	L2																																																																					
	L3																																																																					

図 7.2: 悪いインスタンスの解答途中のある局面 (左)mTurtle (右)mSpider

(左)の局面は“7”が3枚着手可能であり、合法手は三つあるものの、L3の牌は優先して取るべき局面なので、実質合法手は二つである。しかしながら、このインスタンスではL2の二つの“7”の内どちらを取るかで解答不能に陥ってしまい、確率的なインスタンスである。

(右)の局面は“4”が3枚選択可能ではあるが、賢いプレイヤーであれば二行目の“4”同士の組を取る方が高い勝率を持つことが分かる。しかしながら、実際にはこのインスタンスは一行目の“4”の下に“4”が配置されており、その着手では解答不能になる。(左)と同様に確率による理不尽さであるが、勝率の予測がつくため、本来最善である行動が裏目に出たという結果になり、より一層プレイヤーが理不尽さを感じるインスタンスである。

これらのインスタンスは往々にして、プレイヤーが不満を感じるインスタンスである。どちらの人工プレイヤーも低い、あるいは高い領域のインスタンスのような難易度が適切でないインスタンスも加え、これらのインスタンスが抽出出来たことは、プレイヤーへのインスタンス提供を考えるうえで好ましい。このことから、提案手法によってランダム生成したインスタンス群からプレイヤーが不満を感じるものを取り除くことが可能であり、プレイヤーに悪いインスタンスを提供せず、結果としてプレイヤーの満足度が上がると考えている。

第8章 まとめと今後の展望

8.1 まとめ

本研究では、不完全情報パズルゲームの面白いインスタンスを自動生成するため、複数の評価器による評価値の違いによりインスタンスの難易度や特徴を分類する手法を提案した。提案手法が期待通りの機能を果たすかを検証するため、代表的な不完全情報ゲームの一つである上海ゲームにて実験を行った。

はじめに、提案手法に必要な評価機のため、上海ゲームの人工プレイヤーとして行動評価関数とモンテカルロシミュレーションを用いた木探索を利用する人工プレイヤー (MSMC) と、それらの要素を用いたより単純な人工プレイヤー (Random, FO, EF, FOEF) を作成した。36枚のインスタンスにおいて、MSMCは性能に大きく影響する二つのパラメータ n, d が十分であれば、90%を超える高い平均解答率を得ることが出来た。また、72枚・144枚の大きなサイズのインスタンスにおいても、人間プレイヤーと同等の解答率を得ることが出来、提案手法を行うに当たり十分な性能を得られた。

また、人工プレイヤーの種類やMSMCのパラメータの違いから平均解答率にも差が生まれ、二次元マップ上にプロットしたところインスタンスの特徴を分類することが可能であり、これを利用することで面白いインスタンスのみを抽出することが十分に可能であることが分かった。

8.2 今後の展望

今後の展望としてまず挙がるのは、本稿では著者を含む三名の主観で行ったインスタンスの評価を、被験者実験という形でより価値のあるものとすることである。加えて、より高度な評価関数や確定着手の実装により人工プレイヤーの性能を向上させることや、人間らしいミスなどの導入により、より人工プレイヤーの評価を人間の評価に近づける必要がある。

また、本稿では単に性能の異なる二つの人工プレイヤーのみを用いた抽出を行ったが、性能だけでなく評価関数の重み付等も異なる、三つ、あるいはそれ以上の人工プレイヤーを用いた多次元マップから、k-NN法等の自動分類アルゴリズムを用いた分類を行うことで、よりリッチなインスタンスの分類が可能であると考えている。

さらにより将来的な展望としては、プレイヤーの能力を機械学習により獲得し、人工プレイヤーの能力とのマッチングを行うことで、プレイヤーに適した難度のインスタンスを提供す

ることや、プレイヤーの能力向上を目的としたインスタンス提供を行うという発展性に期待している。

謝辞

本本研究を進めるにあたりご指導頂きました主指導教員の池田心准教授，副指導教員の飯田弘之教授に深い感謝の意を表します。また，Simon Viennot 助教や Game Programing Workshop に投稿した論文の共著者である佐藤直之氏をはじめとする，池田・飯田研究室の皆様にも様々なご協力を頂き，大変感謝しております。

参考文献

- [1] 藤原 博文, “商用パズルの作成支援および自動生成: 四角に切れ、橋をかける”, 組合せゲーム・パズル ミニプロジェクト 第8 回ミニ研究集会, 2013-03-01.
- [2] Michiel de Bondt, “Solving Mahjong Solitaire boards with peeking”, 出典不明, “arxiv.org/pdf/1203.6559v1.pdf”, 2012-04-05.
- [3] 小沼 啓, 西野 哲朗, “コンピュータ大貧民に対するモンテカルロ法の適用”, 情報処理学会 第25 回ゲーム情報学研究会, 2011-02-26.
- [4] 山下 伸夫, “ペンシルパズルを解く”, IPSJ Magazine Vol.46 No.11, 2005 Nov.
- [5] Timo Mantere, Janne Koljonen, “Solving and analyzing Sudokus with cultural algorithms”, IEEE Congress on Evolutionary Computation 2008 p.4053-4060, 2008
- [6] 小場 隆行, 中所 武司, “数独の難易度判定アプリケーションの提案と評価”, 情報処理学会 第25 回ゲーム情報学研究会 p.1-6, 2011-3-5
- [7] 土出 智也, 真貝 寿明, “数独パズルの難易度判定一解法ロジックを用いた数値化の提案一”, 大阪工業大学紀要. 理工篇 56(1), 1-18, 2011
- [8] 村瀬 芳生, 松原 仁, 平賀 譲, “「倉庫番」の問題の自動生成”, 情報処理学会論文誌 Vol.39 No.3 p.567-574, 1998

付録

付録として、筆者が2012年に書いた“同時進行ゲームのためのモンテカルロ木探索”という論文について紹介する。この論文は、筆者が本学へ入学してから2012年末頃までに行った研究の成果であるが、本稿とは異なる内容であるため付録として紹介することとした。

内容はじゃんけんのようにプレイヤーが同時に行動するゲームにおける、効率的な着手決定手法の提案である。

この論文はGame Programing Workshop 2012に採録され、口頭発表を行った。論文は以下のURLで閲覧することが可能である。

<http://id.nii.ac.jp/1001/00091356/>