

評価特徴によるプレイヤーレベルに合わせるゲーム AI Using Evaluation Features to Adjust Game AI to the Player Level

李 咏謙^{†1} グリムベルゲン・ライエル^{†2}

概要

ゲームの AI がコンピュータ技術の発展と共に進化している現在,チェスや将棋などにおいても AI が組み込まれ,そして進化している. このうち,探索方法の開発により,人間より強い AI も多数存在している. 例えば棋風[3]など,より強い AI の開発は,現在多くの研究者にとっての研究課題である. 本研究では,強い AI の開発ではなく,自動的にプレイヤーのレベルに合わせる AI を提案する. 完全情報ゲームで良く採用されている評価特徴を利用し,プレイヤーが指した手を用いて特徴探索を行う.そして同じ特徴を使い,AI が次の指し手を探索する.そして,プレイヤーのレベルにどの程度まで合わせるのかを実験した.

Using Evaluation Features to Adjust Game AI to the Player Level

LI YONGQIAN^{†1} Reijer Grimbergen^{†2}

Abstract

Recently, AI (Artificial Intelligence) has been developed along with development of computer technologies and it is also incorporated in chess and shogi. Moreover, many AIs which are more intelligent than human beings, have been adopted. For example, it is one of research objectives for researchers to develop more strong and intelligent AI such as "Kihuu[3]". In this research, we propose an AI adjusting the player's level, not strong AI. The proposed method performs the feature search based on the player's move by using evaluation features which is generally used in perfect information games. Then the method searches the next move by using the same feature as the previous move. We conducted experimental evaluations to confirm the degree that the proposed method can adjust to the player's level.

1. はじめに

多くのボードゲームのプログラムにおいて,レベルを設定する機能がある. 各レベル間の差はゲーム設計者が決める. ゲームプレイヤーのレベルとゲーム設計者が想定するレベルに差がある場合,ゲームプレイヤーはゲーム AI のレベルに対応しなければならない. その結果,コンピュータとの対局が困難過ぎるまたは簡単すぎると感じることになり,対局を継続することの楽しみが失われるという問題がある.

2. 目的

ゲームを楽しむという理念[1]に基づき,ゲーム進行中,リアルタイムで AI のレベルを自動調整し,いつも相手と同じレベルでゲームを進行する仕組みを検討する. これにより,レベル選択を予め設定する必要なく,ゲームを継続させることの楽しさが上がるという効果が考えられる.

3. 提案手法

提案手法は,レベルを合わせるプレイヤーよりも強い AI の評価特徴 ON/OFF 方法に基づく. 評価特徴 ON/OFF 方法

とは,いくつかの評価特徴に対して,その特徴を使うか (ON) 使わないか (OFF) を決めることである. 評価特徴の部分的な組み合わせでレベルを合わせたいプレイヤーの指し手を再現する.

以下の図 1 と図 2 のミニマックス探索法を例として,本研究の提案手法を説明する.

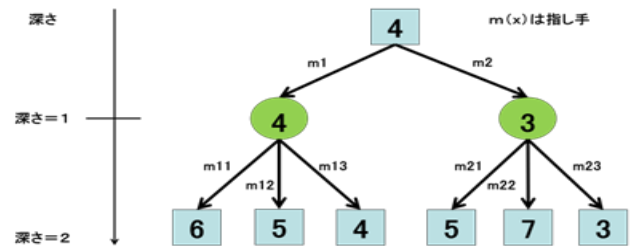


図 1 ミニマックス法の例

図 1 の例では,ある局面について,レベルを合わせたいプレイヤーの手番を想定している. 図 1 の探索には,最善の手は m1 である. しかし,レベルを合わせたいプレイヤーが m1 ではなく m2 の手を選ぶ場合,本研究の提案方法(図 2)により,AI がその手に合わせる.

^{†1} 東京工科大学バイオ・情報メディア研究科コンピュータサイエンス専攻
Tokyo University of Technology Graduate School of Bionics, Computer and
Media Sciences Computer Science Program

^{†2} 東京工科大学 コンピュータサイエンス学部
Tokyo University of Technology School of Computer Science

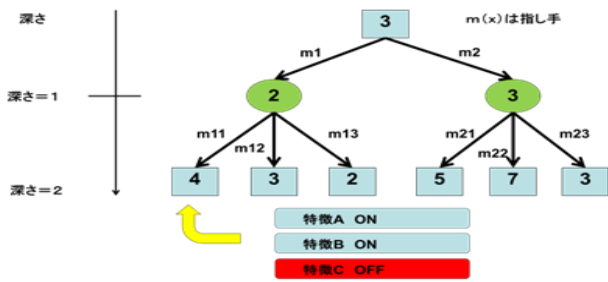


図 2 評価特徴を ON/OFF 例

評価特徴が変わると評価値が変わり,それにより,最善手も変わる. そのため,提案手法では,評価特徴 ON/OFF の方法で,レベルを合わせたいプレイヤーの指し手はどんな特徴を使っていたのを調べる. AI がその手を使っていた特徴に応じて,自身の評価特徴を変えれば,レベル調整ができる. 特徴を合わせる方法は以下の繰り返しとなる.

1. 局面 P において,レベルを合わせたいプレイヤーの指し手 mp が探索の最善手となるために評価関数特徴 f_1, \dots, f_n を使うかを調べる. このうち,指し手 mp は特徴 fp_1, \dots, fp_n を使うと探索で再現できるとする.
2. 特徴 fp_1, \dots, fp_n を局面 P+1 の探索に使うことにして,探索の最善手をさす.
3. 局面 P+2 にプレイヤーの指し手 mp+2 をステップ 1 のように特徴を調べる.
4. 1~3 を,終局まで繰り返す.

4. 実験用ゲーム

本研究の実験用ゲームは以下の四点が必要である.

- 完全情報ゲーム.
すべてのゲーム進行情報を把握するため,完全情報ゲームの方が良い.
- 評価特徴の数が少ない.
評価特徴 ON/OFF 方法で可能な特徴調整の数が増える. 評価特徴の数が少ない方が良い.
- 複雑なゲームルールがない.
複雑なルールでゲームの勝負判断が困難なゲームを避けるため,ゲームルールが複雑でない方が良い.
- 棋譜がある.
多くのプレイヤーにレベルを合わせる確認ができるために複数のプレイヤーに複数の棋譜が必要.

以上の四点に基づいて,いくつかのゲームが候補になるが,実験ではオセロを使うことにする.

5. 実験方法

オセロゲーム[2]で良く使われている評価特徴が五つである.

- 盤面
それぞれのマスに対する値である.
- 辺
辺の形に対する評価である.
- 確定石
終局まで返ることのない石の数である.
- 着手可能手数
自分および相手が石を置けるマスの数がいくつあるかという値である.
- 開放度
開放度理論とは,村上九段と宮崎四段が初心者のために中盤の考え方を定量的にわかりやすく示した理論である. ある手に対し,返した石の周囲にいくつの空きマスがあるかで定義され(石を置いた場所は空きマスとみなす)この値が小さい方が良い手とされている.

評価特徴を一個ずつ ON/OFF して,レベル合わせたいプレイヤーの指し手が使っていた特徴を見つける. 5 つの評価特徴の組み合わせは 31 個である(すべての特徴を OFF すると評価値がいつも 0 になるのでその組み合わせは使えない). つまり,31 回の組み合わせを調べる必要がある. レベル合わせたいプレイヤーの指し手が使っていた特徴の組み合わせを見つかったら,AI もこの組み合わせを使って,次の指し手を探索する.

実験の評価は複数の棋譜を複数のプレイヤーとして使い,評価特徴 ON/OFF 方法がプレイヤー棋譜と何割に合わせる事が出来る,合わせ率から本研究の実験評価をする.

6. 実験データ

今回の実験はオセロゲームの評価特徴は三つを使って,本研究の提案手法を実装して実験した.

三つの評価特徴は

1. 盤面評価(盤面+確定石)
2. 石の並び特徴(辺).
3. 可能手数評価(着手可能手数+開放度)

探索の効率化になるため,似ている評価特徴がグループにして本研究の提案手法に適用する.

三つの評価特徴 ON/OFF 法で 7 パターンである.

探索深さは 2 に設定する.

オセロ初級選手の対戦棋譜を用いて,以下のデータを取得する.

実装前後で区別して,データを取得する.

オセロゲームは 8×8 マスがあり,全部 64 マスである.ゲームスタート時の先置く 4 石を除き,ゲーム全手数は 60 手である.本実験を用いた棋譜は先手(黒)全 31 手であり,後手(白)は全 29 手である.本研究の提案手法を実装前後の AI と実験

して,それぞれの合わせた手数と合わせた手数から求めた合わせ率は以下の表 1 で示す.

表 1 実装前後の棋譜実験データ

レベル	初級 VS 初級					
	手数 内容 先手(黒)	率(先手)	手数 後手(白)	率(後手)	合計 手数	合計 合わせ率
実装前	4	12.9%	6	20.7%	10	16.7%
実装後	9	29.0%	7	24.1%	16	26.7%

[3] 生井智司 伊藤毅志(2010.06)『将棋における棋風を感じさせる AI の試作』情報処理学会研究報告

7. 考察

データから見ると,合わせた手数が非常に少ない.原因として考えられるのは以下の三点である.

1. 評価用特徴の数.

今回は三つの特徴を使った,探索用のパターンは以下の公式による計算できる.

$$K = 2^n - 2^0$$

$$7 = 2^3 - 2^0$$

三つの特徴で七つの組み合わせパターンがある.三つの特徴はプレイヤーの考えがすべてを再現することが難しいである.評価特徴が増えれば合わせた手数を増えと考えられる.

2. 探索深さ.

今回の探索深さ設定は2である.固定の探索深さはプレイヤーの考え深さに絶対合わないである.自動的に探索深さを変えると合わせた手数を増えと考えられる.

3. プレイヤーの考えが固定でない.

今回実験用棋譜は人間の対戦棋譜である.人間の考えが固定でなく,ミス起こるや含まれてない特徴を使った可能性がある.この問題を解決すれば合わせる手数を増えと考えられる.

8. 結論

本研究ではオセロゲームにおいて評価特徴の ON/OFF 法でレベル自動調整である.今回の実験データにより,本研究の提案手法の実現は可能である.この提案手法でプレイヤーのレベル合わせることができると考えられる.

参 考 文 献

[1] 山下 利之,清水 孝昭,栗山 裕,橋下 友茂 (2004)「コンピュータゲームの特性と楽しさの分析」『日本教育工学会論文誌』 28(4),349-355

[2] 森田 和郎, 国枝 交子,津田 伸秀(1986.03)『思考ゲームプログラミング——オセロゲームのアルゴリズムと作成法』アスキー出版局