3E－8

ランダムゲーム木における相手モデルの過小過多の実験的解析

岡田徹，徳田浩，飯田弘之，小谷善行
東京農工大学 工学部 電子情報工学科

1. はじめに

ゲーム木探索アルゴリズムにおいて自分が相手プレイヤーモデルの知識を完全に所有していると仮定した上でゲーム木探索を行う手法(Opponent-Model Search)がある。この OM-Search を実験的に評価するために、相手モデルを含むゲーム木モデルがある。このゲーム木モデルは相手の知識を完全に所有している場合のものであるが、もし自分が相手の知識を所有していなかったらどうなるのだろうか。本稿では、相手の知識の予測度δを定義し、δを加えた場合のゲーム木モデルを提案し、δを変化させることにより、ランダムゲーム木において、自分が相手を課題、過小評価したときにどのような傾向が現れたか数値的評価を行った。

2. OM-Search のアルゴリズム

OM-Search は自分と相手それぞれのモデルを持っている。このとき、相手はミニマックス法を使うと仮定されている。この OM-Search が子局面から親局面を決定するアルゴリズムを次式に示す。

$$
Vom(P)=\begin{cases} \max Vom(Pi) & :\text{max node} \\ Vom(P \arg\min g(Pi)) & :\text{min node} \\ Ef(P) & :\text{leafnode} \end{cases}
$$

ここで、Pは局面、Vom(P)は OM-Search による局面の評価値、g(P)は相手モデルのミニマックス値である。このアルゴリズムは、自分が相手モデルの知識を完全に所有している場合であるが、本稿では、自分が相手モデルを所有していない場合のアルゴリズムについて考える。この場合に必要とされる相手モデルは二つあり、一方は自分が予想するしている相手モデルであり、g(P)とする。他方は、自分が予想している相手ではなく、実際の相手モデルで、これを g'(P)とする。このときの OM-Search のアルゴリズムを次式に示す。

$$
Vom(P)=\begin{cases} \max Vom(Pi) & :\text{max node} \\ Vom(P \arg\min g(Pi)) & :\text{min node} \\ Ef(P) & :\text{leafnode} \end{cases}
$$

$$
Vr(P)=\begin{cases} Vr(P \arg\max Vom(Pi)) & :\text{max node} \\ Vr(P \arg\min g'(Pi)) & :\text{min node} \\ Ef(P) & :\text{leafnode} \end{cases}
$$

この場合、Vom(P)は相手はg(P)であると自分が思ったときの評価値であり、Vr(P)は、本当の値は g'(P)であるときの評価値である。

3. 予測度δを入れたゲーム木モデル

予測度を加えた OM-Search を実験的に評価するために、相手モデルの知識を正確に持たない場合のランダムゲーム木モデルについて述べる。この場合、自分は相手の知識をどれだけ知っているかという度合いが必要となる。この予測の度合いを予測度δとする。δは 0 から 1 の範囲をとり、δが 1 なら自分は相手の知識を完全に所有していることになり、δが 0 なら相手が全く見えていないことを示す。OM-Search を実験的に評価するための自分と相手プレイヤーの静的評価関数を次式で与える。

An emperical analysis of random game tree
to unknow opponent model
Tooru Okada, Hiroshi Tokuda, Hiroyuki Iida, Yoshiyuki Kotani
Tokyo univ. of agriculture and technology

$$f(P) = \Sigma R(P)$$
$$g(P) = \delta \times f(P) + (1-\delta) \times \Sigma r(P)$$
$$g(P) = \gamma \times f(P) + (1-\gamma) \times \Sigma r(P)$$

f(P) は自分の静的評価関数であり、g(P) は自分が予測している相手プレイヤーモデル、g'(P) は実際の相手プレイヤーモデルである。R(P) と r(P) はそれぞれの評価値を決める乱数の種である。γ は相手の強さを表す。γ が 1 に近いほど強い。 g(P) = g'(P) の場合、つまり $\gamma = \delta$ の場合は純粋な OM-Search になる。このように相手モデルの静的評価関数を定め、実験を行う。

4. 実験

相手モデルが見えない場合の OM-Search を実験的にふるまう評価の対象として、予測度と強さに対するそれぞれの OM-Search の傾向を観察するために H を用いる。Hとは、maxmax 法と minimini 法の差分に対する OM-Search で得られた値と minim-ini法 の差分の割合で、次式で示される。

$$H = 100 \times (Vr - Vmin) / (Vmax - Vmin)$$

この値が 50 のときにミニマックス法と同等である。純粋な OM-Search はミニマックス法の値は保証されているので、H が 50 を下回ることはない。ここで、γ と δ をそれぞれ 0 から 1 まで変化させたときのそれぞれの H の値を測定する。ただし、ゲーム木は均等木とする。

5. 結果

純粋な OM-Search でない場合は、自分は相手モデルが見えていないことになるのだが、$\gamma > \delta$ の場合、自分が思っている以上に相手は強いことになり、$\gamma < \delta$ ならば、自分が思っている以上に相手は弱いことになる。この、純粋な OM-Search のラインをはさんで過大評価部分と過小評価部分に分かれる。図1 に H の分布を示す。$\gamma = 1$ かつ $\delta = 0$ のときには、最も過小評価をし、$\gamma = 0$ かつ $\delta = 1$ のときには、最も過大評価をする。このとき、OM-Search のラインをピークに、γ や δ 軸に向かって H は下り坂になるが，過小評価する部分の坂は過大に比べ急である。ある程度以上過小評価の度合いが高まると H はミニマックスを補証しなくなり、H が最小になる部分の付近では、H はなだらかになる。

6. まとめ

相手モデルの知識を正確に持たない場合の OM-Search において、相手を過大評価した場合に比べ、過小評価した場合の方がより大きな損失をする。ある程度以上の過小評価した場合、損失はほぼ均等になる。

参考文献

[1]徳田浩，飯田弘之，細江正樹，久保田聡，小谷善行:相手モデルを持つゲーム木探索法についての考察:第48回全国大会講演論文集 No.2 pp.123-124 1994

[2]Hiroyuk Iida, Jos W.H.M. Uiterwijk and H. H. van den Herik : Potential Applications of Opponent-Model-Search. Part1: the domain of applicability :ICCA JOURNAL Vol.16 No.4 1993 :pp. 201-208

[3]Hiroyuk Iida, Jos W.H.M. Uiterwijk and H. H. van den Herik : Potential Applications of Opponent-Model-Search. Part2: Risks and strategies :ICCA JOURNAL Vol.17 No.1 1994 : pp. 10-14

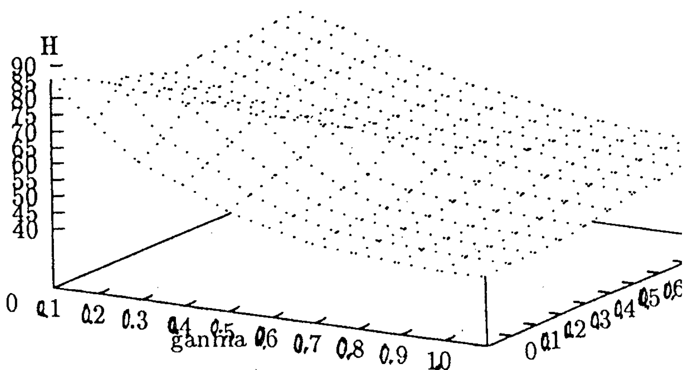

図1 γ-δにおけるH