

局所無矛盾性と距離コミットメントによる移動目標探索

2M-5

吉田 智一 中西 正和

慶應義塾大学大学院 理工学研究科 計算機科学専攻 修士課程 2年

1. MTS 問題

Ishida と Korf は移動する目標を追跡する探索問題として MTS(Moving Target Search) 問題 [2] を定義している。MTS 問題の問題空間は枝が等コストな連結グラフで表現され、問題解決器と目標は交互に動作する。さらに問題解決器は目標の最新の状態を検知する。という特徴を持つ。

マルチエージェント環境において、あるエージェントが別のエージェントの目標を不意に動かしてしまう場合がある。移動目標探索問題はこのようなマルチエージェント分野での応用が期待されている。本研究では、この MTS 問題における新しいアルゴリズムを提案する。

2. MTS アルゴリズム

Ishida と Korf は MTS 問題の探索アルゴリズムとして、MTS アルゴリズム [2] を提案している。MTS アルゴリズムは現在位置の隣接節点についての調査に基づいて目標までの移動コストの推定値を更新し、最適なコストを学習する探索アルゴリズムである。これは探索空間の任意の 2 節点間の最適経路を学習することに相当する。この性質は実時間探索アルゴリズム LRTA*(Learning Real-Time A*) [1] が最適な経路に沿ったすべての状態の推定値を真の値に収束させるという性質を移動目標探索に応用しているためである。MTS アルゴリズムは簡潔であり、しかも移動経路を定数時間で決定できるという大きな特徴をもっている。しかしながら LRTA* が局所最適決定を行えない性質を継承し、問題空間の推定コストの誤差が大きい場合には最適な経路の学習のために思考錯誤的に移動経路を行き来するという欠点も有している。

3. 先行研究

MTS アルゴリズムの性能を改善するために、さまざまな手法が提案されている。これらのアルゴリズムは移動方向の判断を定数時間で決定するという制限を緩和し、移動方向の詳しい推論のための計算コストを割くことによって MTS アルゴリズムの欠点である移動経路を行き来するという問題を克服している。

3.1 IMTS

Ishida は MTS アルゴリズムでの問題点を克服するために、動的環境を対象とするプランニング分野での諸概念を MTS に取り入れ、目標の移動をある期間あえて無視する“コミットメント”と、不確実な状況下での実行を止め、むやみに動かず従来のオフライン探索を行う“デリベレーション”を導入した IMTS(Intelligent Moving Target Search) [2] を提案し、不確実な状況下での性能を数 10 倍に向上させた。

しかしながら“デリベレーション”を行なうためには、問題解決器は周囲のノードを先読みする特殊な能力が必要となる。

3.2 TBS, TBSA

Chimura と Tokoro は移動目標探索において、一度通過した領域に関する情報を利用することに着目した。探索過程での問題解決器と目標の移動の軌跡を地図として記録し、目標までの経路が地図上に見つかった場合それによって移動経路を決定する TBS (Trailblazer Search) [3] を示し、IMTS と同様に不確実な状況下での性能を向上させている。TBS は地図の生成コストが非常に大きいという問題点がある。

TBS では目標の移動の軌跡と問題解決器の移動の軌跡が地図上で重なった瞬間に軌跡に従って目標を追跡する。しかしながら実世界を考えると、問題解決器が目標の移動の軌跡を探索に利用するためには、目標の軌跡上の任意の隣節点間での移動コストを、問題解決器と目標の双方の場合で予め知る必要がある。

4. 局所無矛盾性

本研究では、3節において述べた欠点を改善するために、局所最適決定を行なえる探索アルゴリズム LCM(Local Consistency Maintenance) [4] を移動目標探索に応用することを考える。

LCM は、すべての内部節点の推定評価値が局所一貫性を満たすならば、局所最適決定が可能であるという考えに基づく探索アルゴリズムである。

1. 先端節点集合の初期要素を x とし、内部節点集合を空とする。
2. x が目標状態であれば探索を終了する。
3. x を展開して、先端節点集合と内部節点集合を更新する。
4. 更新キューに x を加え、更新キューが空になるまで以下を実行する。
 - (a) 更新キューから 1 状態を取り出し、 y とする。
 - (b) y の推定評価値を隣接節点 y' に関して局所一貫性を保つよう更新する。 $h(y) \leftarrow \min_{y'} f(y')$ 。
 - (c) y の推定評価値が変更されれば、その隣接節点を更新キューに追加する。
5. x のすべての隣接節点 x' のなかで最小の $f(x')$ の値を持つ節点に移動。移動先の節点を改めて x とする。
6. x が展開済みであれば 5へ。そうでなければ 2へ行く。

LCM は LRTA* の完全性と収束性の性質を受け継いでいるだけでなく、RTA*(Real-Time A*) [1] と同様に正当性も備えている。

LRTA* と LCM には大きな相違がある。LRTA* は推定距離の学習を現状態でのみ行なうので、次の動作を定数時間内に決定し実行できる。これに対して、LCM では学習が内部節点集合を伝搬していくため、内部節点数が増えるにつれて、次の動作の決定に要する時間も増える。すなわち、LCM は定数時間で移動先を決定できず、実時間探索とはいえない。ただし、ステップ 4での繰り返し回数の上限を決めれば局所最適決定とはいえないまでも、LRTA* に比べ適切な動作を定数時間で決定することができ、このアルゴリズムは実時間探索となる。

5. 距離コミットメント

LCM を移動目標探索に応用する際、目標の移動に反動的に振舞うと、新たな目標に対して推定距離の学習をすべてやり直さなければならないという問題点がある。特に問題空間が不確実な状況下では、学習の頻繁なやり直しを避けるために、設定した目標が実際には移動してもその変化に追従しないコミットメントが、かえって性能向上に寄与することが知られている [2]。

移動目標探索における Ishida の手法によるコミットメントで性能が 4~8 倍程度改善されるが、あらゆる障害物の比率で性能を発揮することはできない。

そこで、吉田と中西はこのコミットメントの特徴および問題点を考慮し“距離コミットメント”を提案している [5]。これは、問題解決器と目標との距離、および問題解決器をコミットしている位置と実際の目標の位置とのズレの距離によって、コミットするか否かを決定するアルゴリズムである。この手法により、高障害率での性能が Ishida の手法よりさらに改善される。

6. 移動目標捕捉

本研究では LCM と距離コミットメントを用いて、MTS 問題における新しい探索アルゴリズム提案しその性能を評価する。本研究で提案するアルゴリズムは、目標の最新の状態を知ることによって目標までの移動経路を学習しながら、目標に到達するアルゴリズムである。また、更新キューの繰り返しの回数の変化による計算量および移動ステップ数の変化についても併せて評価する。

参考文献

- [1] Korf, R. E., Real-Time Heuristic Search, *Artificial Intelligence*, Vol. 42, No. 2-3, pp. 189-211, 1990.
- [2] Ishida, T. and Korf, R. E., Moving Target Search with Intelligence, *Proceedings of the Tenth National Conference on Artificial Intelligence*, AAAI, pp. 525-532, 1992.
- [3] Chimura, F. and Tokoro, M., The Trailblazer Search: A New Method for Searching and Capturing Moving Targets, *Proceedings of the Twelfth National Conference on Artificial Intelligence*, AAAI, pp. 1347-1352, 1994.
- [4] Pemberton, J. and Korf, R. E., Making Locally Optimal Decisions on Graphs with Cycles, Technical Report, Computer Science Department, University of California, Los Angeles, 1992.
- [5] 吉田 智一, 中西 正和, 距離コミットメントによる移動目標探索, 第 52 回情報処理学会全国大会講演論文集, 1996.