

RTA* と Exploration を導入した 移動目標探索

5M-1

石井 啓 山口 文彦 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

1. はじめに

Korf の考案した LRTA*(Learning Real Time A*)[3] を利用して移動目標探索 (以下 MTS)[1] に対する研究が近年なされている [2][4][7] [8].

MTS アルゴリズムの性能改善のために, 様々な研究がされてきたが, その代償として実時間性を失っているものも多い [4][7].

本研究では完全に定数時間で行動決定ができて, 解の質すなわち移動ステップ数も改善できるアルゴリズムを提案し, それを検証する.

2. MTS における先行研究と問題点

MTS 問題は直観的にはゴールの移動する迷路問題と言える. ここで問題設定と従来の研究について述べる.

MTS 問題

- 問題解決器と目標がグラフ上を交互に移動し, 問題解決器の方がスピードが速い.
- 目標の最新の位置を常に知ることができる.
- 周囲の状況は隣接する節点しか分からない.

MTS アルゴリズムの特徴

- 問題解決器 x の移動と目標 y の移動の 2 つのイベントに応じて駆動する.
- LRTA* に基づいて推定距離 h を更新する.
- 問題空間が複雑になると, 急速に性能が劣化する.

石田は動的環境でのプランニングの研究で培われた, commitment と deliberation の概念を導入し, 性能を大きく改善させることに成功した [2].

また千村は TBS を考案し [4], 吉田は LCM[6] を導入した MTS を考案し [7] それぞれ性能改善させた.

表 1: MTS 問題における従来の改善方法

アルゴリズム	改善方法	問題点
commitment	目標の移動を無視	-
deliberation	古典的探索に切替え	先読み能力が必要
TBS	地図を作成	地図生成コスト増大
MTS-LCM	推定距離の一括更新	行動決定時間が不安定

Moving Target Search with RTA* and Exploration

Kei ISHII Fumihiko YAMAGUCHI

Masakazu NAKANISHI

Department of Computer Science, Faculty of Science and Technology, Keio University 3-14-1 Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama, Kanagawa 223, Japan

しかし commitment 以外は問題設定を変える程大きな問題点がある. TBS では大きな問題空間は扱えず, LMTS は 1 回の推定距離の更新に必要な時間が地形に依存する.

3. 本研究の手法 1 -RTA* の導入-

MTS アルゴリズムは LRTA* アルゴリズムを元に作られている. それゆえ以下の特徴と欠点が挙げられる.

特徴: MTS 問題で用いても完全性が証明できる.
欠点: 同節点を何度も再訪する (性能劣化の要因).

そこで本研究では, 同節点への再訪を抑制する RTA* アルゴリズムを MTS に組み合わせることを考えた.

RTA*(Real Time A*)

RTA* は LRTA* と異なり, 推定距離を隣接節点の中で 2 番目に小さい値に更新する. それによって後戻りを抑制するが, 問題空間がグラフの場合, 推定距離の過大評価になり, MTS 問題で使用するには完全性の証明が出来なくなってしまう.

本手法の根幹は RTA* により同節点への再訪を抑制し, 過大評価の恐れのある時は LRTA* に戻す, というものである.

1. RTA*, LRTA*, 2 つの推定距離を所有, 更新
2. 同状態になった回数のカウントにより切替え

本手法の特徴

- RTA* による同節点への再訪の抑制
- 推定距離更新回数の固定による実時間性の保証
- LRTA* に戻すことによる完全性の維持

4. 本研究の手法 2 -Exploration の概念-

RTA*, LRTA* を考案した Korf は, 問題解決器が移動する時, 隣接節点の中で同じ推定評価値を持つ節点が複数存在する場合, ランダムに選択する (tie break と呼ばれる) が, これが問題解決器が先入観を持たずに振舞う唯一の方法であると述べている.

しかし推定評価値が同じだからと言って安易に移動方向をランダムに決めて良いのであろうか. あら

ゆる問題への汎用性を考えるとランダムにする必要はあるが、少なくともこのMTS問題で有効な推論をする余地があるのでないか、という疑問が出てくる。それまでに問題解決器が移動して得た情報と目標が移動して得た情報を用いることができるからである。

そこで本研究では、自律エージェントの研究で考えられている Exploration の性質を導入することを考えた。

Exploration

新たな知識を得るために、行動範囲を広げる。

MTS問題のような迷路問題では、問題空間が複雑にいきり込んでいて、これまで移動した節点の推定距離を更新することより、今まで訪れていない節点を優先的に訪れる方が性能向上が望めるのではないかと予測できる。

そこで本研究では先ほどのRTA*を導入したMTSの上にさらに、隣接節点と同じ推定評価値の時は、訪れた回数が一番少ない節点に移動する、という概念を導入した。

5. 実験結果

問題空間：100×100の2次元トラス。

障害物をランダムに配置。

目標の移動：stationary, meet, avoid, randomの4パターン。速度は問題解決器の80%。

実験回数：100題の問題例に対し10回ずつ実験。

これまでMTSの問題では移動ステップのみに議論が集中してきたが、探索アルゴリズムとしては探索時間も議論する必要がある。そこで上記の環境の元でそれぞれを求めた。ここでは結果の一部として目標がrandomに移動した時のものを記載する。

なおcommitmentの深さ、すなわち目標の移動の無視する深さを表すパラメータdocは100とし、RTA*からLRTA*に戻すまでの上限を100とした。すなわち同じ状態に陥った回数が100回になったら、従来のLRTA*を用いた移動目標探索に戻すということである。

表2: 解の質：移動ステップ数(目標：random)

	30%	35%	40%
MTS-normal	3999	96657	420740
MTS-commitment	487	12435	25928
MTS-RTA*	300	4621	6530
MTS-Explore	293	4067	6288

一方探索時間、すなわち初期状態から目標に到達するまでにかかった時間は以下の通りである。

表3: 探索時間(目標：random) (sec)

	35%	40%
MTS-normal	4.7475	14.0543
MTS-commitment	0.2012	0.4104
MTS-RTA*	0.0858	0.1221
MTS-Explore	0.0821	0.1189

解の質、探索時間の関係は一般にトレードオフであるが[5]、探索時間の大幅な削減と、従来のMTS, commitmentを導入したMTSより解の質、探索時間ともに削減させることができた。つまり1回の移動に要する時間を大きく増やすことなく、解の質を向上させることがとできたといえる。

6. 結論

これまでのMTS問題の改善法であるMTS-LCMやTBSでは、解の質を高めることができるものの、探索時間に関しては大幅に悪化させることになる。しかし本研究で提案した二つの方法はともに、計算量を大幅に増やすものでないのに、探索時間においても性能改善させることができた。両者に共通することは、問題解決器が訪れた節点の回数を数えるということであり、問題解決器がそれまで移動して得た有効な情報である。今後このMTS問題で研究していく上で計算量を削減させながら解の質を高めるといふことは、重要なこととなっていくと思われる。

参考文献

- [1] Ishida T. and Korf, R. E. : *Moving Target Search*, Proceedings of the Twelfth International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI-91, pp. 204-210, 1991.
- [2] Ishida, T. and Korf, R. E. : *Moving Target Search with Intelligence*, In Proceedings of the Tenth National Conference on Artificial Intelligence, pp. 525-532, 1992.
- [3] Korf, R. E. : *Real-Time Heuristic Search*, Artificial Intelligence, Vol. 27, pp. 189-211, 1990.
- [4] Chimura, F. and Tokoro, M. : *The Trailblazer Search: A New Method for Searching and Capturing Moving Targets*, AAAI-94, pp. 1347-1352, 1994.
- [5] Knight, K. : *Are Many Reactive Agents Better Than a Few Deliberative Ones?*, IJCAI-93, pp. 432-437, 1993.
- [6] 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.
- [7] 吉田 智一：局所無矛盾性による移動目標探索，慶應義塾大学修士論文，1996。
- [8] 石井 啓：印付け追跡法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，Vol. 1, pp. 49-50, 1996。