

期待値に基づく探索タスクの分配とその制御

2M-4

藤田 悟

NEC C&C研究所

1 はじめに

本稿では、得られる解の品質と実行時間が確率分布で与えられている探索問題を、複数のエージェントを用いて解決するための手法について述べる。まず、探索問題に対する制限時間までに達成可能な解を期待値に基づいて解析し、複数のエージェントに対する有効なスケジュールを作成する。そして、このスケジュールに従って、エージェントにタスクを分配し、各エージェントは、独立に探索を行う。期待値から大きく外れた結果を得たエージェントは、適宜リスキュー要求を発することで、全体解の質を保つことに務める。

本稿では、スケジュール及びタスク分配のためのアルゴリズムと作成されたタスクスケジュールに対するシミュレーション実験について報告する。実験から、リスキューの効果が、問題の難しさ（探索の制限時間の厳しさ）に依存して変化し、中程度の難しさの問題で効果がピークを迎えた後、再び効果が低下することが明らかとなり、リスキューにかかるコストと効果のトレードオフが示された。

2 問題のモデルと表現

対象とする探索問題は、(1) 探索の深さは浅い、(2) 探索の1ステップに多くの時間とコストを要する(3) 実行時間、得られる解の品質が確率分布で与えられる(4) 制限時間内に最大の品質を持つ解を探索するという特徴を持つ。図1.(a)に、簡単な探索問題の例を示す。この問題は、2つの分岐点を持ち、それぞれ2つの選択枝を持つ。したがって、全体で4通りのパス A→C, A→D, B→C, B→D が存在する。各パスともゴールに到達するが、実行時間、品質が異なる解を得る。

解の質の最大化を表現する手法として、TAEMS[1]フレームワークを拡張し、探索プロセスの進行を明示的に表現する seq ノードを導入した表現を図1.(b)に示

Centralized Task Distribution in the Presence of Uncertainty
Satoru FUJITA

C&C Research Laboratories, NEC Corporation

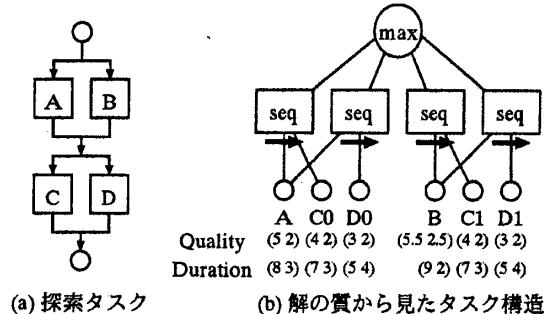


図1: 探索問題とその表現法.

す。各パスには、Quality と Duration が、平均と分散のペアで表された正規分布関数で与えられる。

3 探索タスクスケジューラ

複数のエージェントへの探索タスクの分配は、Design-to-time[3]を確率的な解の品質と実行時間を扱い、複数のエージェントに対するスケジュールを生成するように拡張して、次の工程で実行される[2]。

タスク候補集合生成 部分タスクの実行候補を全て生成し、期待値による計算を用いて高い解の質を短時間で実現できる候補の組み合わせを選択する。

エージェント数決定 制限時間内に要求品質を持つ解を達成するのに必要なエージェント数を決定する。

メソッド優先順位づけ 各基本実行メソッドの実行順位の優先度を、performance profile が最良となるように決定する。

並列スケジュール生成 連続するタスクをできるだけ同じエージェントで実行するように、エージェントへのタスク分配とスケジュールを行う。

以上のスケジューラ機能に加えて、エージェントが実行時に探索の進行状態を観察して、期待値からの大幅なずれがあった場合それを通知し、リスキューを行なう。

る機能を持つ。これにより、ローカルな情報が全体に通知されて、全体性能の劣化を抑制することができる。

4 実験

図1の例題を変形した問題に対するスケジューリング例を図2に示す。制限時間や、解の質に対する要求レベルの変更を反映して実行エージェント数、探索タスク順序が決定されている。例えば、#1と#2の比較では、合成要求に対する厳しさが、#1と#3では、制限時間の厳しさが、より多くのエージェント数を要求し、より多くのメソッドを実行するようにスケジュールを変更している。

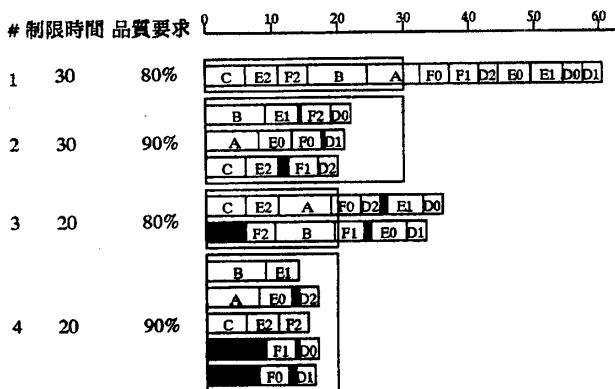


図2: スケジューリング結果

次に、エージェント数を3,4にそれぞれ固定し、制限時間とリスクエージェントの条件を変化させることで、エージェントによるリスクエージェント要求がどのように最終結果に反映されるかをシミュレーションで観測した。図3にその結果を示す。

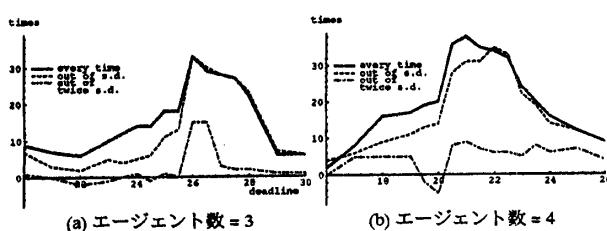


図3: 制限時間とリスクエージェントの効果

横軸は与えた制限時間であり、縦軸は200回の試行においてリスクエージェントの結果良い品質の解を得た回数から、悪くなつた回数を引いた差分を示している。線種は、リスクエージェントの条件の違いを表し、実線は、タスクが終了するごとに毎回リスクエージェントする場合、破線は実行時間または解の品質の期待値のずれが標準偏差より大きかった場合、一点鎖線は同じく標準偏差の2倍より大きかった場合という条件を表す。

結果は、エージェント数にかかわらず、制限時間の厳しい問題ではリスクエージェントの効果は小さく、一旦その効果はピークを迎えるものの、再び低下して、制限時間が非常に緩い問題では効果は見られなくなるという傾向を持つ。また、標準偏差の1倍を基準とした場合の効果は、毎回リスクエージェントする場合と大差なく、一方、2倍を基準とした場合、効率の低下が顕著になる。

5 おわりに

本論文は、探索タスクを複数のエージェントで解くための手法と、タスク実行時のリスクエージェントの効果について述べた。シミュレーション実験から、エージェント間の情報交換の効果は問題の難しさに強く依存し、期待値からのずれの大きさを基準にして、効果の劣化を抑えてリスクエージェント回数を減らすことができる事が示された。今後、部分リスクエージェントに対する取り組みと、実問題への展開を行っていく予定である。

謝辞

本研究を行うに当たり、多くのご助言を頂いた University of Massachusetts の Professor Victor Lesser に厚く感謝致します。

参考文献

- [1] Decker, K. and Lesser, V., Generalized Partial Global Planning, *International Journal on Intelligent Cooperative Information Systems*, vol.1(2), pp.319-346, June 1992.
- [2] Fujita, S. and Lesser, V. R., Centralized Task Distribution in the Presence of Uncertainty and Time Deadlines, *ICMAS-96*, 1996.
- [3] Garvey, A., Humphrey, M. and Lesser, V., Task Interdependencies in Design-to-time Real-time Scheduling, *Proc. of AAAI-93*, pp. 580-585, 1993.