

# 移動センサ群による複合的な観測タスクへの非集中型制約最適化の適用の検討

松井 俊浩<sup>†1,a)</sup>

概要：ロボットなどの自律的な移動センサ群からなる観測システムによる、広域の監視や危険区域の探査が模索されている。このような観測の要求は一般に多様であり、環境の把握のための巡視や、追跡、特定領域の集中的な観測、通信網の維持のための組織的行動などを必要に応じて組み合わせることが有用であると考えられる。このような要求を自律的なロボット群により非集中的に運用できれば、通信インフラ等が制限される場面での活用が期待されるが、それらの扱いは比較的煩雑である。そこで、移動センサ間の行動の調整を、マルチエージェント分野の汎用的な非集中型制約最適化問題として表現し最適化する枠組みの基礎検討として、巡回タスクにおける観測領域の分担などの簡単な例題によりモデル化の課題と効果を検証する。

## A Study of Applying Decentralized Optimization to Composite Tasks with Mobile Sensor Agents

### 1. はじめに

複数の移動センサ群による観測は、広域監視、災害対応、危険施設内での臨時的観測の手段として研究されている。特に、自律センサ群による非集中型の観測タスクや観測資源割り当ては、臨時的観測システムを動的に構成するうえで重要と考えられる。観測における要求は、巡視や探査、注視と追跡、など多様かつ同時に必要となりうるものであり、さらに分担観測領域の割り当てや、通信網の維持などの組織的行動も重要である。様々な部分的なタスクを要求に応じて組み合わせる複合的な観測手段を構成するための枠組には、一定の有用性があると考えられる。しかし、複数の異なる要求を同時に満足する行動をを連携させることは比較的煩雑である。また、自律的行動のためには非集中型の解法が必要である。そのため、観測についての各要求や条件を制約や目的関数として表現し、非集中型の解法により解決する枠組の応用が検討されている。

マルチエージェントシステム上の基本的な最適化問題を扱う分散制約最適化手法が研究されており [2]、その動機付けとして、分散センサ網の例題も検討されている [1], [5].

さらに移動ロボット群による観測への応用の模索もある [3], [4], [6]. これらの検討では観測対象であるターゲットが存在する領域への注視などを複数エージェントで分担するタスクなどが検討されているが、移動ロボットの研究で基本的な巡視などのタスクの上に立脚する複合的な観測の要求に対応するための問題の表現と、実時間性のための局所探索にもとづく解法の応用には、さらに検討の余地があると考えられる。本研究では、このような枠組の基礎検討として、簡単な巡視における複数の移動センサへの観測担当領域の割り当てと競合回避タスクを題材とした、モデルと解法の基本的な構成とその課題について計算機実験により検討する。

### 2. 巡視タスクの例題

グリッド世界の環境を巡視する複数の移動センサを模倣する複数エージェントからなる系を初期検討のための例題とする。グリッドのセルは通行可能な床と障害物に分類される。観測情報の古さを表すために、最後に観測された論理時刻が各グリッドについて記録される。エージェントの1ステップの移動範囲は4方向であり、観測範囲は周囲8グリッドである。観測により観測範囲の論理時刻を更新する。障害物のセルも観測できるとする。各セルは十分に広

<sup>†1</sup> 現在, 名古屋工業大学  
Presently with Nagoya Instituted of Technology  
<sup>a)</sup> matsui.t@nitech.ac.jp

く、エージェントは適切な衝突回避により同一セルを共有できるとする。各エージェントは個別にグリッド世界の地図と、関連する属性情報を持ちうるが、初期検討として、各エージェントは他のエージェントと情報を毎ステップ同期するとする。環境の観測時刻を更新する基本的な巡回タスクを目的とする。観測情報の古さに閾値を設け、閾値よりも古い領域があれば、移動目標の候補とする。エージェントは現在知る地図に基づいて距離や経路探索の計算を行い、毎ステップ移動目標を更新しつつ移動する。未探索のセルへの移動の際に、互いに視野が重複するセルを解消するように移動目標を選択することを下位の基本的な目的とする。また、各エージェントは自身の観測範囲を持ち、それらの大きさが均衡するように観測担当領域を配分する割り当てを得ることを上位の目的とする。観測のシナリオの例として、ある入口付近の同一のセルから複数のエージェントが出発し、展開する状況を検討する。

### 3. 問題のモデル化

各エージェントの状態を次の要素により表現する。

- エージェントの現在位置の二次元座標。
- エージェントの次の目的地の二次元座標。
- エージェントの観測担当領域。
- エージェントの現在位置を起点とする各セルへの距離と最短経路情報。

これらのうち、次の目的地と観測担当領域を調整の対象となる。

各エージェントは次の行動を並行する。

- 次の目的地を選択し移動する。ここでは簡単に、観測担当領域において、最も過去に観測し、最も遠いセルを優先して目的地の候補とする。探索近傍を抑制するために、指定された個数の複数の候補の中から移動先を選ぶ。ここでは候補の数の上限を16とした。
- 他のエージェントとの観測領域の授受を選択し観測領域を更新する。初期状態において一つのエージェントだけが観測領域を持ち、他のエージェントへ観測領域を段階的に配分する状況を考慮し、次の4種類の授受の行動のいずれかを取る。
  - 担当する観測領域を持たないエージェントが1つ以上ある場合に、自身の領域の半分を他に与える。エージェントの現在の座標から最も離れた観測領域のセルを膨張した領域を渡す。
  - 担当する観測領域を持たないエージェントである場合に、他のエージェントから与えられる領域をすべて受け取る。
  - 担当する観測領域を持つエージェントである場合に、自身よりも領域が小さいエージェントがいる場合に、自身の領域の外周付近の領域を他に与える。
  - 担当する観測領域を持つエージェントである場合に、

自身の領域の外周付近の領域を他に与える。ただし、障害物に隣接する領域は除外する。

- 担当する観測領域を持つエージェントである場合に、自身の領域の周辺を領域を他から受け取る。

領域の授受は自身と他のエージェントの領域の大きさの差の最大値が閾値を超えている場合に行なう。ただし、自身よりも領域が小さいエージェントがいる場合に、そのエージェントに領域を提供し領域の均衡化を図る。これは領域の流動を意図する。

領域の授受では、提供する者があるサイズの領域を提案し、受け取る者が主導して受け取る領域を選択する。提供する領域の大きさは、自身と他のエージェントの領域大きさの差の最大値に応じて、それらが均等になるように定めて提案する。ただし、観測担当領域周辺の授受は、提供するものが候補とする領域と、受け取る側の周辺領域が重複した分だけ行う。一つのエージェントは一度に一つの領域のみを授受する。これにより、初期は分担が無いエージェントに直ちに配分を行い、その後は段階的に領域を授受することを意図する。

これらの行動の条件と評価値を複数の重み付きの制約により表現する。後者のものほど優先するために大きなコストの重みを与える。制約の混同を避けるために階層的な重みを持つコストを与えた最小化問題とする。

- (1) 他エージェントと同一セルへの移動を抑制するためのコスト。
- (2) 他エージェントと視野が競合するセルへの移動を抑制するためのコスト。
- (3) 領域を受け入れるエージェントが領域を授受した結果としてなお残る領域の不均衡さのコスト。関連するエージェント間の領域の大きさの差の最大値に加重する。

### 4. 交渉のための非集中型局所探索

全体の解法の枠組みにおける1シミュレーションステップは次の手順から構成される。

- (1) 各エージェントは環境を観測し、自身の現在の状況から、問題の構成に必要な情報を計算する。
- (2) 現在の自身の情報と、自身の次の行動の初期解を提案する。
- (3) 他のエージェントと合意に達するか制限された回数になるまで交渉を行い、優先される提案を採用する。
- (4) 各エージェントは合意された行動を実行する。

エージェントの交渉には分散制約最適化問題の基本的な解法であるMaximum Gain Messages (MGM) [2] に類似する非集中型の局所探索を適用する。

- (1) 他のエージェントの情報を収集し、内部計算に必要な前処理を行う。
- (2) 自身の行動の解を探索し、評価値を改善する解がある

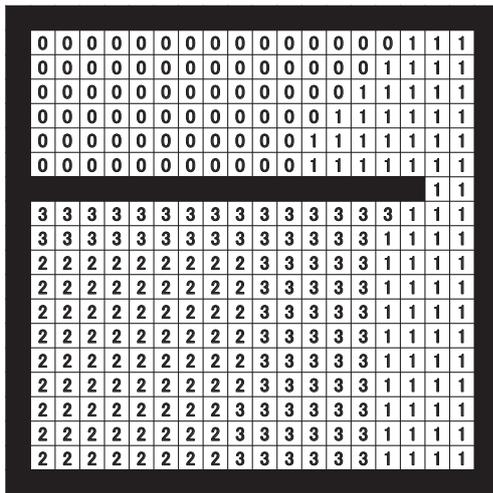


図 1 環境 1, 4 エージェント, 観測領域の割り当て

29	28	27	26	25	24	23	22	21	20	15	15	15	16	17	44	43	42	42	42
29	28	27	26	25	24	23	22	21	20	14	14	14	16	17	44	43	41	41	41
29	28	27	26	25	24	23	22	21	20	13	13	13	16	17	36	37	38	39	40
30	30	30	31	32	35	38	39	40	41	12	12	12	35	35	35	37	38	39	40
57	56	55	36	36	38	39	40	41	11	11	11	34	34	34	37	38	39	40	
57	0	0	0	1	2	3	4	5	6	8	9	10	29	28	27	26	25	25	25
57	0	0	0	1	2	3	4	5	6	8	9	10	29	28	27	26	24	24	24
60	0	0	0	1	2	3	4	5	6	8	9	10	29	28	27	26	23	23	23
3	2	1	0	0	0	7	70	69	68	30	29	28	28	28	57	55	22	22	22
3	2	1	0	0	0	1	0	0	0	30	29	27	27	27	57	56	21	21	21
3	2	1	0	0	0	1	0	0	0	30	29	26	26	26	58	58	20	20	20
7	6	5	4	3	2	1	0	0	0	21	22	23	24	25	59	59	19	19	19
8	8	8	10	10	10	12	18	19	20	21	22	23	24	25	60	60	18	18	18
9	9	9	11	11	11	12	18	19	20	21	22	23	24	0	0	0	15	16	17
10	10	10	13	14	15	16	17	55	56	36	36	36	58	0	0	0	10	10	10
11	11	11	13	14	15	16	17	54	54	37	37	37	40	0	0	0	9	9	9
12	12	12	13	14	15	16	17	53	53	38	38	38	40	1	1	1	8	8	8
25	24	23	22	21	18	18	18	45	44	39	39	39	40	2	2	2	5	6	7
25	24	23	22	21	19	19	19	45	44	43	41	41	41	3	3	3	5	6	7
25	24	23	22	21	20	20	20	45	44	43	42	42	42	4	4	4	5	6	7

図 2 環境 1, 4 エージェント, 観測情報の新しさ

場合に、評価値の改善量を提示する。

- (3) 他のエージェントの改善量を収集する。
- (4) 自身を含め、改善量が最も高く、識別名による優先順位が最も高いエージェントが、解とそれに伴う情報を更新する。
- (5) すべてのエージェントで改善量がゼロになるまで同様の処理を反復する。

この手法では毎回の交渉にリーダー選出に基づく合意を含むため、任意の段階で交渉を中断できる。また、探索は基本的な局所探索だが、実時間性を考慮する場合には、このような簡易な探索への妥協とその足場となる系の摂動により探索が補助されることを期待する準最適化の方針は必要であると考えられる。

## 5. 実験

初期の検証をシミュレーションにより行った、環境を  $20 \times 20$  のグリッドとした。ある入り口付近からエージェントが展開すると仮定し初期位置は (2,2) のセルとした。観測領域の配分は、開始時には一つのエージェントが全体

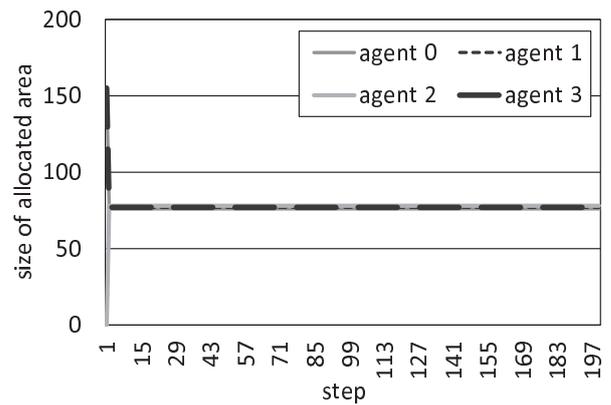


図 3 環境 1, 4 エージェント, 観測担当領域の大きさ

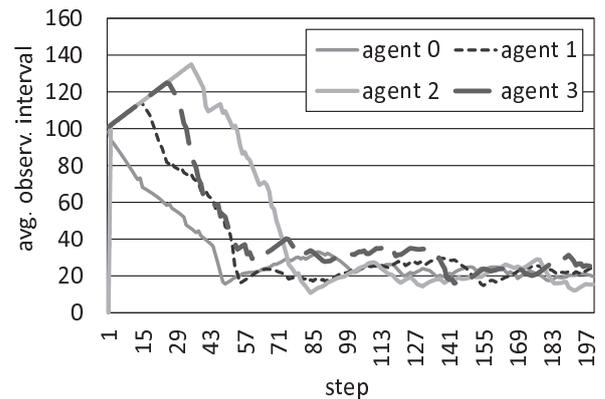


図 4 環境 1, 4 エージェント, 平均の観測間隔

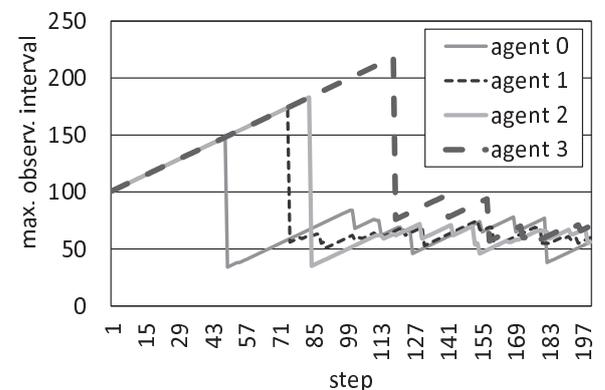


図 5 環境 1, 4 エージェント, 最大の観測間隔

を担当する状況とした。エージェントの数は 4 または 6 とした。各ステップの交渉回数の上限を 20 回とした。観測領域の更新間隔の閾値を 20 ステップとし、閾値を超える古い領域があればそれらを移動目標の候補とした。200 ステップ経過後の状況の例を示す。

図 1 と 2 に、4 エージェントの場合の観測領域の割り当てと、観測情報の新しさを示す。この例では、それぞれの担当領域のサイズは 76, 77, 78, 77 であり、比較的均等に担当領域が分割された。また、担当領域を巡回するための次の目標地点の候補は周辺の観測情報が古い領域から選ぶ貪欲的な戦略を用いたが、ある程度の間隔で観測が更新された。

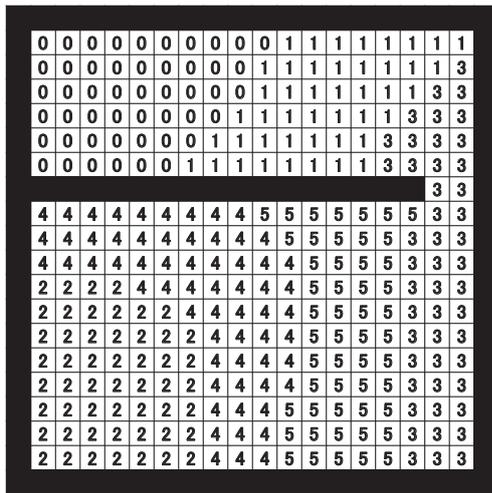


図 6 環境 1, 6 エージェント, 観測領域の割り当て

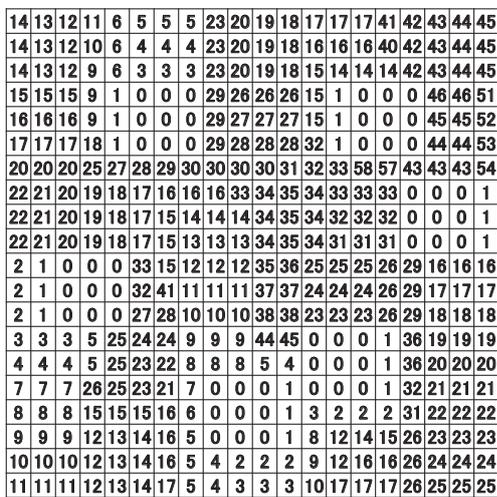


図 7 環境 1, 6 エージェント, 観測情報の新しさ

観測を担当する領域の、大きさ、観測期間の平均と最大値の推移を、図 3~5 に示す。観測領域の配分は、開始時に全体を担当するエージェントの担当領域が、開始後直ちに分割された後で短期間で調整が行われた。図の観測の間隔は開始時の未探索セルでは 100 とした。エージェントの移動速度に対して環境が比較的広いため、各エージェントが担当領域にたどりつくまでは観測の間隔が増加しているが、その後全てのセルを観測した後はある程度の間隔に収まった。

同様の環境における、6 エージェントの場合の観測領域の割り当てと、観測情報の新しさを図 6 と 7 に示す。この例では、それぞれの担当領域のサイズは 49, 45, 52, 48, 63, 51 であり、4 エージェントの場合と同様に比較的均等に担当領域が分割された。また、このときの観測を担当する領域の、大きさ、観測期間の平均と最大値の推移を、図 8~10 に示す。観測領域の配分は、4 エージェントの場合よりも若干ステップ数を要したが、比較的短期間で収束した。観測領域の更新間隔は、エージェント数が増加したことにより 4 エージェントの場合よりも比較的削減された。

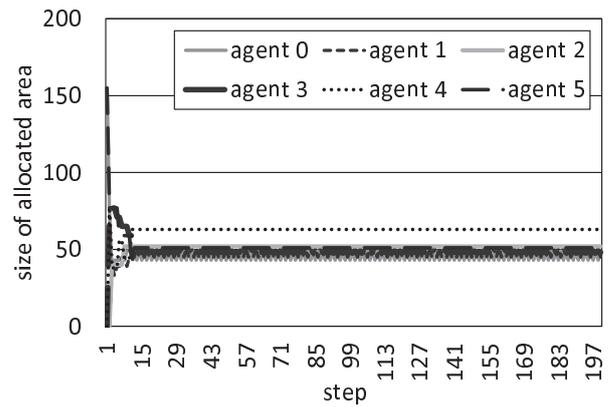


図 8 環境 1, 6 エージェント, 観測担当領域の大きさ

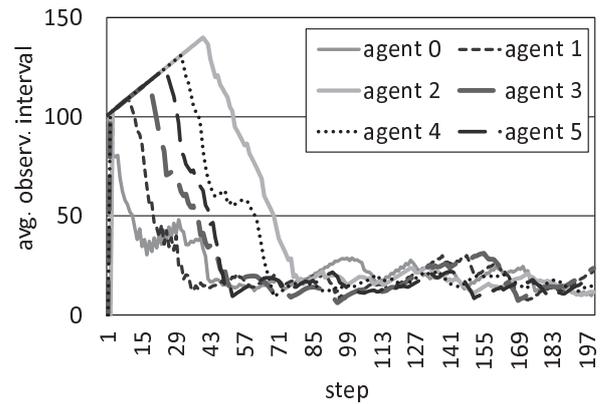


図 9 環境 1, 6 エージェント, 平均の観測間隔

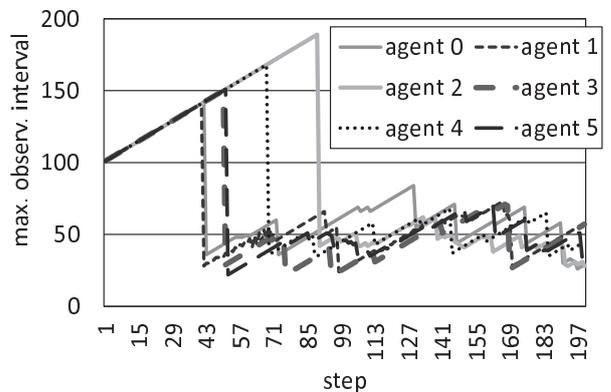


図 10 環境 1, 6 エージェント, 最大の観測間隔

他の環境における、4 エージェントの場合の観測領域の割り当てと、観測情報の新しさを図 11 と 12 に示す。この例では、それぞれの担当領域のサイズは 94, 64, 69, 65 であり、特定のエージェントの領域が大きい状況が解消しないまま収束した。この原因は、領域の授受の交渉が局所的であり、他のエージェントへの配分を中継する挙動が十分に発生せず局所解に収束したためと考えられる。同様の環境における、6 エージェントの場合の観測領域の割り当てと、観測情報の新しさを図 13 と 14 に示す。このときの担当領域のサイズは 52, 48, 51, 44, 47, 50 であり、比較的均等な配分となった。他の例も含めた結果からは、上述の局所的な交渉による領域配分の流動性の不足と、領域の演算が



- pp. 623–698 (2018).
- [3] Jain, M., Taylor, M. E., Tambe, M. and Yokoo, M.: DCOPs Meet the Real World: Exploring Unknown Reward Matrices with Applications to Mobile Sensor Networks, *IJCAI 2009, Proceedings of the 21st International Joint Conference on Artificial Intelligence, Pasadena, California, USA, July 11-17, 2009*, pp. 181–186 (online), available from (<http://ijcai.org/Proceedings/09/Papers/040.pdf>) (2009).
  - [4] Stranders, R., Fave, F. M. D., Rogers, A. and Jennings, N. R.: A Decentralised Coordination Algorithm for Mobile Sensors, *Proceedings of the Twenty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI'10, AAAI Press*, pp. 874–880 (online), available from (<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2898607.2898748>) (2010).
  - [5] Zhang, W., Wang, G., Xing, Z. and Wittenburg, L.: Distributed stochastic search and distributed breakout: properties, comparison and applications to constraint optimization problems in sensor networks, *Artificial Intelligence*, Vol. 161, No. 1-2, pp. 55–87 (2005).
  - [6] Zivan, R., Yedidsion, H., Okamoto, S., Grinton, R. and Sycara, K.: Distributed Constraint Optimization for Teams of Mobile Sensing Agents, *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, Vol. 29, No. 3, pp. 495–536 (online), DOI: 10.1007/s10458-014-9255-3 (2015).