

分散制約最適化問題の階層化と分散センサ網における観測資源割り当て問題への適用

Layered Distributed Constraint Optimization for Resource Allocation Problem in Distributed Sensor Network

太田 和宏
Kazuhiro Ota

名古屋工業大学
Nagoya Institute of Technology
ohta@matlab.nitech.ac.jp

松井 俊浩
Toshihiro Matsui

(同 上)
matsui.t@nitech.ac.jp

松尾 啓志
Hiroshi Matsuo

(同 上)
matsuo@nitech.ac.jp

keywords: multi-agent, distributed constraint optimization problem

Summary

Distributed sensor network is an important research area of multi-agent systems. We focus on a type of distributed sensor network systems that cooperatively observe multiple objects using multiple autonomous gaze control sensors. The sensor resource allocation problems of the distributed sensor network can be formalized as distributed constraint optimization problems. However, in the previous works, computation cost to solve the resource allocation problems highly increases with scale/density of the problems. In this work, we divide the problem into two layers of problems. Then two layered cooperative solvers are applied to those problems. Moreover, constraints to keep stability of the allocation in dynamic environment are introduced. The result of the experiment shows that proposed method reduces the number of message cycles. Effects of constraints for the stability of the allocation are also shown.

1. はじめに

マルチエージェントシステムにおける協調問題解決の基礎的な枠組みとして、分散制約最適化問題に関する研究が行われている [Bejar 05, Modi 03a, Modi 05, Zhang 02, 飯塚 07]。分散制約最適化問題では、エージェントの意思決定が変数として表現され、変数間の関係が制約/評価関数として表現される。エージェントは互いに情報を交換しつつ自身の変数値を決定し、制約/評価関数を大域的に最適化する変数値の割り当てを得る。このような表現は、分散システムの協調的な資源スケジューリングの本質的な問題を表すものとして重要である。また、マルチエージェントシステムの応用分野として分散センサ網に関する研究も行われており、その資源割り当て問題を分散制約最適化問題として形式化する手法も研究されている [Bejar 05, Modi 03a]。分散センサ網には広域の観測情報の収集など様々な目的があるが、特に本論文では視野制御可能な自律的なセンサ群による観測システムを想定する。複数の対象を複数のセンサにより注視するための制御は、観測資源の割り当て問題として捉えることが出来る。実際的な観測システムでは観測対象が移動するなど、環境は動的に変化する。このような動的な環境へ

の追従は、環境の変化を表す時系列的な割り当て問題を反復的に解くこととして捉えることが出来る。その一方で、ある時刻の問題に対して割ける時間は限られており、解を短時間に得る必要がある。そのため比較的短時間に非厳密解を得ることが可能な確率的な解法を用いることが有用であるといえる。このような観測資源の割り当て問題においては、各エージェントが矛盾無く意思決定を行う必要がある。しかし、エージェントの協調と観測資源割り当てを含む問題は複雑であり、探索に要する時間の抑制には課題がある。

従来研究 [Matsui 10] では観測資源割り当て問題が、エージェントの枠組みを用いた分散協調カメラ網 [浮田 05] に類似する、階層構造を持つ分散制約最適化問題として形式化されている。また、初期の検討として、簡易な貪欲的解法によって問題を解く場合の探索の過程の一例が示され、局所解への収束が問題となりうることが示されている。しかし、より具体的な解法の適用についての検討は今後の課題とされている。このような問題に対する解法は、局所解からの脱出が可能な解探索を必要とする。さらに解法を階層構造を持つ問題に適応させることや、環境の観測から問題の生成までの前処理と統合す

ることが必要である．より実際的な拡張として，時系列的な変化を伴う問題への適応も望まれる．

本論文では従来研究のアイデアを基に，センサ資源割り当て問題を階層構造を持つ問題として形式化し，分散制約最適化問題の確率的解法を適用する手法を提案する．さらに，時系列的な変化を伴う動的な問題への拡張を提案する．この拡張のために観測資源の割り当ての変化を抑制する制約が導入される．解法においては，リーダー選出問題の階層と資源割り当て問題の階層それぞれで確率的探索を行い，2つの階層の探索処理を協調的に動作させる．これにより問題の複雑さを抑制し解探索時間を削減する効果が得られる．また，動的に変化する環境の観測から問題の生成と解探索にいたるまでの一連の処理を，分散アルゴリズムの枠組みに統合する．

以降，第2章で分散制約最適化問題について説明し，第3章で分散センサ網の観測資源割り当て問題について説明する．また従来研究で提案された分散制約最適化問題による形式化とエージェントに基く協調モデルについて説明する．第4章及び第5章で提案手法について説明する．そして，第6章で評価を行う．

2. 分散制約最適化問題 (DCOP)

本章では分散制約最適化問題の基本的な形式化と，その解法について説明する．

2.1 形式化

分散制約最適化問題 (DCOP) は複数のエージェントで構成される．各エージェント a_i は変数の集合 $X_i = \{x_i^1, \dots, x_i^k\}$ を持ち，それぞれの変数は離散的で有限な値の集合 D_i^k に含まれる値をとる．エージェント a_i は X_i に含まれる変数の値のみ決定出来る．つまり，変数はエージェントの意思決定を表す．変数間の関係は制約 c によって表現される．制約 c に関する評価関数 f_c は変数値の組み合わせについてのコスト値を定義する．本論文の形式化では，制約は緩和可能な制約と緩和不可能な制約に分類される．問題の目的は，緩和することが不可能な制約を充足し，緩和することが可能な制約を可能な限り満足する変数値の組合せを決定することである．特に，緩和不可能な制約は全て充足しているが，緩和可能な制約の一部は満たされていない解を準最適解と呼ぶことにする．

2.2 解法

DCOP を解く厳密解法として ADOPT[Modi 05, Modi 03b, Ali 05] や DPOP[Petcu 05] が提案されている．これらの解法は制約網に対する深さ優先探索木に基づく．ADOPT は分枝限定法/A*による探索を行う．DPOP は動的計画法に基づく．これらの解法の問題点は探索木の induced-width[Petcu 05] に従って探索時間，もしくは記

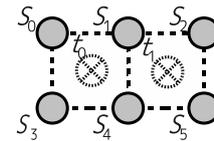


図1 グリッドモデルでの表現

憶領域が指数関数的に増加する点である．induced-width が大きい場合は，メモリ量や探索時間の制限のために，厳密解法を適用することには課題がある．

その一方で，比較的短時間で非厳密解を得ることが可能な確率的解法として DSA[Zhang 02] や DSTS[飯塚 07] が提案されている．本論文で想定する準実時間性を要するシステムでは，解を得るまでの時間の観点から，確率的解法が有用であると考えられる．そこで，分散センサ網の観測資源割り当て問題の解法として DSTS を適用する．

DSTS は確率的な反復改善型アルゴリズムである DSA に，局所解からの脱出を目的として，タブー探索を組み込んだアルゴリズムである．DSTS では各エージェントが互いの変数値を交換しつつ解を求める．各エージェントは制約で関係するエージェントの変数値に基き，自身の各変数値に対するコスト値を計算する．そして，コスト値を最も改善する変数値が候補として選ばれる．エージェントの変数値は，確率 p_1 に従って候補の値に変更される．また，変数値を変更する際に，以前の変数値の履歴をタブーリストに追加し，一定期間 (TABU 期間) その値への遷移を禁止する．タブー探索のために，コスト値の改善量が負となる変数値しか選択出来ない可能性もある．その場合，自身の制約が満たされていないならば，確率 p_2 に従って変数値を変更する．これらの処理で変数値が更新された場合，自身の変数に関するメッセージを生成し，制約で関係するセンサに送信する．

3. 分散センサ網における資源割り当て問題

本章では，分散センサ網の観測資源割り当て問題を形式化する．また，関連研究について述べる．

3.1 グリッドモデル

本論文では観測資源を観測対象に割り当てる観測資源割り当て問題の基礎的な表現として，センサがグリッド状に配置されたモデルを用いる．このようなモデルは関連研究でも用いられている [Bejar 05, Modi 03a]．本論文では，このようなモデルをグリッドモデルと表記する．本論文で想定するシステムでは，制御の対象はセンサのみである．そのため，センサをエージェントとみなす．図1では s_i がセンサを示し， t_j が観測対象を示す．また，各区画に1個の観測対象しか存在できないものとした．

センサの視野には制限がある．この制限は緩和出来ない．ここでは，センサは隣接する区画のみ観測可能とし

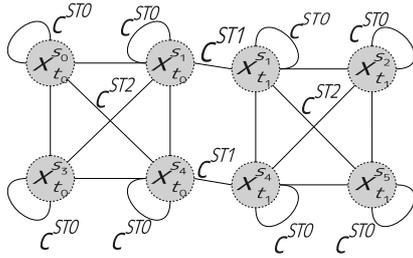


図2 STAVによる制約網の表現

た．また，各センサは同時に多数の対象物を注視出来ない．ここでは，1個のセンサは同時に1個の観測対象にのみ割り当てられるものとした．その一方で，観測により得られる情報量を向上するためには，各観測対象を複数のセンサで観測することが望ましい場合がある．ここでは，1個の観測対象に可能な限り3個のセンサを割り当てるものとした．この目的は緩和可能であり，3個未満のセンサで観測することも許容される．

3.2 DCOPに基づく形式化

分散センサ網における観測資源割り当て問題のための，DCOPに基づく形式化について説明する．ここでは従来の形式化としてSTAV(Sensor-TargetAsVariable)を示す．STAVではセンサと観測対象の組が変数として定義される．各センサは観測することが可能な観測対象の数だけ変数を持つ．これと類似する表現は文献[Modi 03a]で用いられている．図1の配置の制約網をSTAVを用いて表現すると図2のようになる．図2の $x_{t_j}^{s_i}$ はセンサ s_i が持つ観測対象 t_j についての変数を表す． $x_{t_j}^{s_i}$ の値はどのセンサが観測対象 t_j に割り当てられているかを示し， t_j を観測可能なセンサの組み合わせを表す変数値をとる．観測可能なセンサの集合が $\{s_0, \dots, s_n\}$ ならば，変数 $x_{t_j}^{s_i}$ の変域は $\{\phi, \{s_0\}, \dots, \{s_n\}, \{s_0, s_1\}, \dots, \{s_0, \dots, s_n\}\}$ と表される．この表現では図2の $c^{ST0}, c^{ST1}, c^{ST2}$ で示される3種類の制約を用いる．

- $c^{ST0}(x_{t_j}^{s_i})$: 観測資源割り当てに関する制約
各観測対象に可能な限り3個のセンサを割り当てるための制約である．観測対象 t_j に割り当てられたセンサの数が3個に満たない場合に違反となる．この制約は緩和可能である．制約 c^{ST0} に対する評価関数 $f_{c^{ST0}}$ は式(1)で表現される．ただし $w^{c^{ST0}}$ は制約のコスト値を示す定数値である．また， n_j は観測対象 t_j に割り当てられたセンサの数を示す．

$$f_{c^{ST0}}(x_{t_j}^{s_i}) = \begin{cases} w_{n_j}^{c^{ST0}} & n_j = 0, 1, 2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

- $c^{ST1}(x_{t_j}^{s_i}, x_{t_j}^{s_{i'}})$: 観測資源の制限に関する制約
各センサが同時に複数の観測対象に割り当てられることを制限するための制約である．1個のセンサが同時に2個以上の観測対象に割り当てられる場合に違

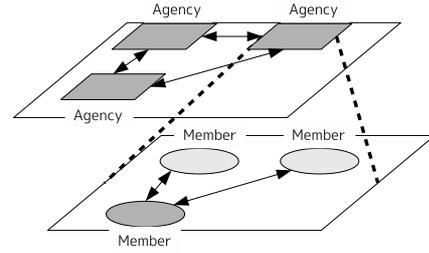


図3 エージェンシによる協調モデル

反となる．この制約は緩和不可能である．制約 c^{ST1} に対する評価関数 $f_{c^{ST1}}$ は式(2)で表現される．ただし $w^{c^{ST1}}$ は制約のコスト値を示す定数値である．

$$f_{c^{ST1}}(x_{t_j}^{s_i}, x_{t_j}^{s_{i'}}) = \begin{cases} w^{c^{ST1}} & x_{t_j}^{s_i} \cap x_{t_j}^{s_{i'}} \neq \phi \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

- $c^{ST2}(x_{t_j}^{s_i}, x_{t_j}^{s_{i'}})$: 変数値の整合性に関する制約
同じ観測対象を観測することが可能なセンサが協調するための制約である．同じ観測対象に対するセンサの割り当ての組み合わせがセンサ間で異なる場合に違反となる．この制約は緩和不可能である．制約 c^{ST2} に対する評価関数 $f_{c^{ST2}}$ は式(3)のように表される．ただし $w^{c^{ST2}}$ は制約のコスト値を示す定数値である．

$$f_{c^{ST2}}(x_{t_j}^{s_i}, x_{t_j}^{s_{i'}}) = \begin{cases} w^{c^{ST2}} & x_{t_j}^{s_i} \neq x_{t_j}^{s_{i'}} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

3.3 エージェンシによる協調モデル

分散制約最適化問題と異なる枠組みとして，センサのグループであるエージェンシを用いた分散協調処理による観測システム[浮田 05]が提案されている．エージェンシによる協調モデルの概念図を図3に示す．このシステムは視野制御可能なカメラセンサ(AVA: ActiveVisionAgent)と観測対象からなり，本論文で想定するシステムの条件と同じである．このシステムの概要は次の通りである．

- AVAは観測対象を検出すると，同一観測対象毎にエージェンシを作成する．
- 各エージェンシには代表のAVA(マネージャ)が1個存在する．他のAVAはマネージャの意思決定に従う．
- 各マネージャは互いに情報を交換し，観測資源の配分を決定する．
- 観測対象の情報は各マネージャに集約される．

このシステムは実機を用いた実験環境で有効性が実証されている．このような階層的な協調の構造は有効であると考えられる．しかし，この手法ではDCOPのような最適化問題としての問題表現とその解法は用いられていない．

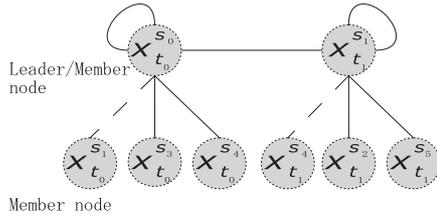


図 4 階層構造を考慮した制約による形式化

3.4 階層構造を考慮した制約による形式化

制約網による形式化に、エージェントによる協調モデルの持つ階層的な構造を導入することで、制約網による柔軟な問題の記述と、階層構造による効率的な協調動作を統合できると考えられる。このような形式化のアイデアは、関連研究 [Matsui 10] に示されている。図 1 の問題に対する、階層的な制約網の概要を図 4 に示す。各ノード $x_{t_j}^{s_i}$ は、センサ s_i が知る対象物 t_j へのセンサの割り当てを表す。図の例では、観測対象 t_0, t_1 ごとにリーダーとその配下のメンバからなるグループが構成されている。 t_0, t_1 それぞれのリーダーは観測資源の割り当てに関する制約で関係する。それ以外のメンバはリーダーの意思決定に従う。 s_1, s_4 はそれぞれ、 t_0, t_1 の両方を観測できるため、いずれのグループのメンバにもなりうるが、実線で接続されているリーダーに従う。このような階層構造を形成するためには、本来の資源割り当て問題に加えて、まず観測対象ごとにリーダーを決定しグループを形成する問題を解く必要がある。関連研究ではこのような問題について、制約最適化問題としての形式化が検討されている。また、初期の検討として、簡易な貪欲的解法によって問題を解く場合の探索の過程の一例が示され、局所解への収束が問題となりうることを示されている。しかし、より具体的な解法の適用についての検討は今後の課題とされている。

このような問題に対する解法は局所解からの脱出が可能な解探索を必要とする。また、その解法を階層構造を持つ問題に適応させることや、環境の観測から問題の生成までの前処理との統合も必要である。さらに実際的な拡張として、時系列的な変化を伴う問題への適応も望まれる。

4. 2つの階層からなる形式化

前述のように、制約網による形式化にエージェントによる協調モデルの持つ階層的な構造を導入することで、制約網による柔軟な問題の記述と、階層構造による効率的な協調動作を統合できると考えられる。本節では、このような形式化にもとづく解法を提案する。すなわち、リーダー選出層と資源割り当て問題解決層の2つの階層に問題を分割し、各階層に DCOP の確率的解法を適用する。本研究の階層化のアイデアは従来研究 [Matsui 10] を基

礎とするが、形式化の方針には差異がある。従来研究では、階層化のアイデアを簡潔に表現することを意図し、比較的トップダウンすなわちリーダーの視点寄りの形式化を用いているが、その形式化を管理する処理が制約最適化手法に組み込まれることが想定されていると考えられる。本研究の形式化はエージェント間の協調の形式的な記述を重視し、STAV に上位の階層を設けつつ、その状態空間と制約を改良して冗長性を削減したものとなっている。これは、STAV との比較の上でも有用であると考えられる。

4.1 リーダー選出層

リーダー選出層では、各観測対象に対して1個のセンサをリーダーとして選出する。これはエージェントによる協調モデルにおいて、各観測対象に対して1個のエージェントを生成することに相当する。

エージェントは観測対象ごとのグループに分けられる。グループとはリーダーと、リーダーが担当する観測対象に割り当てられたセンサからなる。リーダーは、同じグループに属するセンサの観測対象への割り当てを決定する。したがって、観測対象を観測することが可能なセンサのいずれかがリーダーとなることが妥当である。また、後述の資源割り当て問題解決層の探索空間を削減するために、観測対象 t_j のリーダーは必ず観測対象 t_j に割り当てることとする。

図 1 の配置の場合、リーダー選出層の制約網は図 5(a) のように表現される。図 5(a) の $x_{t_j}^{s_i}$ は、センサ s_i が持つ、観測対象 t_j についての変数である。 $x_{t_j}^{s_i}$ の値は、観測対象 t_j のリーダーを示す。 t_j を観測可能なセンサの集合が $\{s_0, \dots, s_n\}$ ならば、 $x_{t_j}^{s_i}$ は $\{\phi, s_0, \dots, s_n\}$ のいずれかを表す変数値をとる。リーダー選出層では図 5(a) の $c^{L0}, c^{L1}, c^{L2}, c^{L3}$ で示される4種類の制約を用いる。

- $c^{L0}(x_{t_j}^{s_i})$: リーダーの選出に関する制約

各観測対象へ1個のセンサをリーダーとして選出するための制約である。観測対象 t_j に対してリーダーが選出されていない場合に違反となる。この制約は緩和可能である。制約 c^{L0} に対する評価関数 $f_{c^{L0}}$ は式 (4) のように表される。ただし $w^{c^{L0}}$ は制約のコスト値を示す定数値である。

$$f_{c^{L0}}(x_{t_j}^{s_i}) = \begin{cases} w^{c^{L0}} & x_{t_j}^{s_i} = \phi \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

- $c^{L1}(x_{t_j}^{s_i}, x_{t_j'}^{s_{i'}})$: リーダーであるセンサの観測資源の制限に関する制約

各センサが同時に複数の観測対象のリーダーに選出されることを制限するための制約である。1個のセンサが同時に2個以上の観測対象のリーダーに選出される場合に違反となる。この制約は緩和不可能である。制約 c^{L1} に対する評価関数 $f_{c^{L1}}$ は式 (5) のよ

うに表される．ただし $w^{c^{L1}}$ は制約のコスト値を示す定数値である．

$$f_{c^{L1}}(x_{t_j}^{s_i}, x_{t_j}^{s_{i'}}) = \begin{cases} w^{c^{L1}} & x_{t_j}^{s_i} = x_{t_j}^{s_{i'}} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

- $c^{L2}(x_{t_j}^{s_i}, x_{t_j}^{s_{i'}})$: リーダーの整合性に関する制約
 同一の観測対象を観測可能なセンサが協調するための制約である．リーダー選出層における同一の観測対象に関する変数の値が、センサ間で異なる場合に違反となる．この制約は緩和不可能である．制約 c^{L2} に対する評価関数 $f_{c^{L2}}$ は式 (6) のように表される．ただし $w^{c^{L2}}$ は制約のコスト値を示す定数値である．

$$f_{c^{L2}}(x_{t_j}^{s_i}, x_{t_j}^{s_{i'}}) = \begin{cases} w^{c^{L2}} & x_{t_j}^{s_i} \neq x_{t_j}^{s_{i'}} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

- $c^{L3}(x_{t_j}^{s_i})$: リーダーの配置に関する制約
 各観測対象に割り当てることが可能なセンサの数が十分となるように、リーダーを選出するための制約である．リーダーは必ず担当の観測対象に割り当てられるため、他の観測対象に割り当て可能なセンサの集合から除外される．そのため、観測対象に3個のセンサを割り当てられなくなる状況に陥る可能性がある．このような状況を避けるために、観測可能な観測対象の数が少ないセンサを、可能な限りリーダーとして選出する．この制約は観測可能な観測対象が一番少ないセンサ以外をリーダーに選出した場合に違反となる．この制約は緩和可能である．制約 c^{L3} に対する評価関数 $f_{c^{L3}}$ は式 (7) のように表される．ただし $w^{c^{L3}}$ は制約のコスト値を示す定数値である．また、 S_{t_j} は観測対象 t_j を観測することが可能なセンサの集合を示し、 v_i はセンサ s_i が観測可能な観測対象数を示す．

$$f_{c^{L3}}(x_{t_j}^{s_i}) = \begin{cases} w^{c^{L3}} & \exists s_i \in S_{t_j}, v_i < v_{x_{t_j}^{s_i}} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

リーダー選出層では変数の数は STAV を用いる手法と同じであり、制約数はより多い．その一方で、リーダー選出層の方が各変数の変域が小さいため、問題を比較的容易に解くことが出来ると考えられる．

4.2 資源割り当て問題解決層

資源割り当て問題解決層では、リーダー選出層で選出されたリーダーが、観測対象へのセンサの割り当てを解決する．各リーダーは互いに情報を交換して問題を解き、リーダー以外のセンサはリーダーの決定に従う．リーダー選出層では各観測対象に1個のリーダーが選出されるため、図1のような配置の場合、制約網は図5(b)のように表現される．図5(b)において x_{t_j} は観測対象 t_j のリーダーに選出されたセンサが持つ変数である． x_{t_j} の値は、観測対象 t_j にどのセンサが割り当てられる

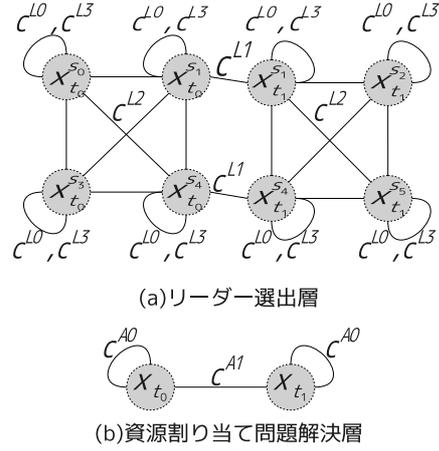


図5 提案手法における制約網

かを示す． t_j を観測可能なセンサの集合が $\{s_0, \dots, s_n\}$ ならば、 x_{t_j} は観測することが可能なセンサの組み合わせ $\{\phi, \{s_0\}, \dots, \{s_n\}, \{s_0, s_1\}, \dots, \{s_0, \dots, s_n\}\}$ を表す変数値をとる．ただし、観測対象 t_j のリーダーは t_j に必ず割り当てられるため、組み合わせからは除外される．資源割り当て問題解決層では、図5(b)の c^{A0}, c^{A1} で示される2種類の制約を用いる．

- $c^{A0}(x_{t_j})$: 観測資源割り当ての要求に関する制約
 観測対象への観測資源割り当ての要求に関する制約である．観測対象 t_j に割り当てられたセンサの数が3個に満たない場合に違反となる．この制約は緩和可能である．制約 c^{A0} に対する評価関数 $f_{c^{A0}}$ は式 (8) のように表される．ただし $w^{c^{A0}}$ は制約のコスト値を示す定数値である．また n_j は観測対象 t_j に割り当てられたセンサの数を示す．

$$f_{c^{A0}}(x_{t_j}) = \begin{cases} w_{n_j}^{c^{A0}} & n_j = 0, 1, 2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

- $c^{A1}(x_{t_j}, x_{t_{j'}})$: 観測資源の制限に関する制約
 各センサが同時に複数の観測対象に割り当てられることを制限するための制約である．1個のセンサが同時に2個以上の観測対象に割り当てられる場合に違反となる．この制約は緩和不可能である．制約 c^{A1} に対する評価関数 $f_{c^{A1}}$ は式 (9) のように表される．ただし $w^{c^{A1}}$ は制約のコスト値を示す定数値である．

$$f_{c^{A1}}(x_{t_j}, x_{t_{j'}}) = \begin{cases} w^{c^{A1}} & x_{t_j} \cap x_{t_{j'}} \neq \phi \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

資源割り当て問題解決層の問題の表現では、変数と制約の数が STAV よりも少ない．また、観測対象 t_j に関するリーダーは必ず観測対象 t_j に割り当てられるため、さらに変数の値域が制限される．この2点から、資源割り当て問題解決層の問題は STAV よりも容易に解くことが出来ると考えられる．

4.3 解法

階層化された形式化に基づく解法概念図を図 6 に示す。2 つの階層には、それぞれ独立した DCOP の解法を適用する。それぞれの階層の解法では、自身の変数値と制約で関係するセンサから送られてきた変数値に基づいて、独立に問題を解く (図 6 の a, b)。資源割り当て問題解決層の変数は、リーダー選出層の変数の情報を基に作成される (図 6 の c)。

センサ s_i を主体として、解法の擬似コードを図 7 に示す。図 7 の `my_status` はセンサ s_i がリーダーであるか否かを表す真偽値を取る。また、`leader_list` はリーダーであるセンサのリストである。

資源割り当て問題解決層では、リーダー選出層の解に基づく問題を解かなければならない。その一方で各リーダーが自身に関する問題を解くためには、資源割り当て問題解決層において制約で関係する他のリーダーの変数値を得ればよい。そこで、各センサは自身がリーダーに選出されたと判断したとき、資源割り当て問題解決層において制約で関係する可能性のあるセンサにリーダーであることを通知する。これにより資源割り当て問題解決層の処理を部分的に開始できる。

各センサは次の 2 つの条件が共に満足されたとき、自身がリーダーに選出されたと判断する。

- リーダ選出層における変数値が、自身がいずれかの観測対象のリーダーであることを表している。センサ s_i が観測可能な観測対象の集合を T_{s_i} とすると、式 (10) のように表すことができる。

$$l_1 = \begin{cases} true & \exists t_j \in T_{s_i}, x_{t_j}^{s_i} = s_i \\ false & otherwise \end{cases} \quad (10)$$

- リーダー選出層において自身が関係する、緩和不可能な制約がすべて満たされている。緩和不可能な制約の集合を C とすると、式 (11) のように表すことができる。

$$l_2 = \begin{cases} true & \forall c \in C, f_c = 0 \\ false & otherwise \end{cases} \quad (11)$$

すなわち、あるセンサがリーダー選出層においてリーダーとして割り当てられた状態であっても、他の緩和不可能な制約を満たさない場合は、資源割り当て問題解決層ではそのセンサをリーダーとして扱わない。

$l_1 \wedge l_2 = true$ であれば、センサ s_i は自身がリーダーであると判断する。そして、図 7 中 14-18 行目に示す処理で、自身がリーダーであることを通知するメッセージ `is_leader` を生成する。ここで `is_leader` の宛先のセンサの集合を S_a とする。 S_a は、 s_i がリーダーとなった観測対象を観測可能なセンサの一部からなる集合であり、次のように表される。

観測対象 t_j に割り当て可能なセンサの集合を S_{t_j} 、それ以外の観測対象 $t_{j'}$ に割り当て可能なセンサの集合を

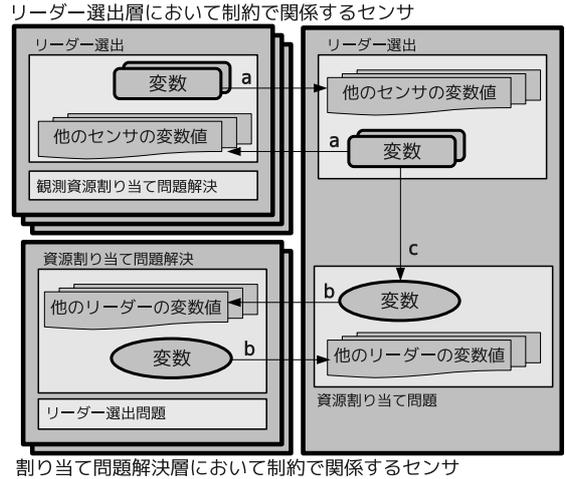


図 6 階層化による形式化の概念図

$S_{t_{j'}}$ とする。観測対象 t_j のリーダーに選出されたセンサ s_i がリーダーであることを通知するセンサの集合 S_a は、 $S_{t_j} \cap S_{t_{j'}} \neq \phi$ を満たす観測対象 $t_{j'}$ を観測可能なセンサからなる。グリッドモデルにおいて S_a に含まれる可能性のあるセンサは、グリッド上で近傍のセンサと、近傍のセンサのさらに近傍のセンサである。そのため、メッセージ `is_leader` はまずグリッド上で近接するセンサに送信される。メッセージ `is_leader` を受信したセンサは、図 7 の 6-8 行目に示される処理でメッセージを複製し、さらに近接するセンサに伝搬する。なお、 t_j のみに割り当て可能なセンサには、`is_leader` を伝達せずとも制約によって割り当てが整合する。

リーダー選出層における解探索が大域的に収束するまでは、未収束部分の探索の影響により、既にリーダーと判断していたセンサがその条件を満たさなくなることがある。このとき、図 7 の 19-23 行目に示される処理で、メッセージ `not_leader` を生成し、 S_a に含まれるセンサに送信する。このメッセージは自身がリーダーでなくなったことを通知する。`not_leader` を受信したセンサは、図 7 の 9-11 行目に示される処理で、メッセージを複製しグリッド上で近接するセンサに伝搬する。

図 7 の V は 2 つの階層における変数の集合を示す。`is_leader`, `not_leader` 及び変数は図 7 の 27 行目における処理で一括して送信される。

5. 動的な問題への対応

階層化された構造を持つ DCOP の表現は、エージェントのグループの形成とグループ間での交渉を、DCOP の枠組みに導入することを意図する。観測対象 t_j に関するグループのリーダーには、 t_j に割り当て可能なセンサがどの観測対象に割り当てられるかという情報が集約される。この情報は、問題が変化する場合の解法で利用される。

```

1 initialize  $V$ ; my_status  $\leftarrow$  false; empty leader_list;
2 while
3   previous_status  $\leftarrow$  my_status;
4   receive others' messages and add others' messages to message_list;
5   foreach message_list do
6     if receive is_Leader( $s_x$ ) then
7       add  $s_x$  to leader_list; generate is_Leader( $s_x$ );
8     end if
9     if receive not_Leader( $s_x$ ) then
10      remove  $s_x$  from leader_list; generate not_Leader( $s_x$ );
11    end if
12  end
13  DSTS for leader election layer;
14  if previous_status  $\neq$  leader then
15    if  $l_1 \wedge l_2 = \text{true}$  then
16      my_status  $\leftarrow$  leader; generate is_Leader( $s_i$ );
17    end if
18  end if
19  if previous_status = leader then
20    if  $l_1 \wedge l_2 = \text{false}$  then
21      my_status  $\leftarrow$  notleader; generate not_Leader( $s_i$ );
22    end if
23  end if
24  if my_status = leader then
25    DSTS for resource allocation layer;
26  end if
27  send messages(is_Leader, not_Leader,  $V$ ) to others;
28 end while

```

図7 2つの階層からなる形式化を用いた場合の解法

本研究で想定するシステムでは、センサの視野の方向の制御などの観点から、観測対象の配置が変化した場合に、センサの割り当てが頻繁に変化することは望ましくない。そこで、観測対象へのセンサの割り当ての変化を抑制するための制約を導入する。その基礎としてセンサの割り当てに関する状態を定義し、状態を計算する前処理を用いる。

センサの割り当ての状態は観測対象ごとに表として管理される。この情報を用いて割り当ての変化を抑制する制約が定義される。以下では必要に応じて、観測対象の配置が変化する前の状況を問題変化前と表記し、変化した後の状況を問題変化後と表記する。

5.1 センサの割り当ての状態

観測対象の配置が変化したときに、センサの割り当ての変化を抑制するためには、各センサがどの観測対象に割り当てられているかという情報が必要である。そこで、資源割り当て問題解決層において観測対象 t_j に割り当て可能なセンサの状態を次のように分類する。

- t_j -member: t_j に関するグループに属するセンサ
- Other_member: t_j 以外のグループに属するセンサ
- New: t_j に新しく割り当てることが可能になったセンサ
- Free: 上記以外のセンサ。

この分類は、観測対象 t_j に関するグループと、観測対象 t_j に割り当て可能なセンサの関係を表す。ここで、観測対象 t_j に関するグループとは、観測対象 t_j に関するリーダーと観測対象 t_j に割り当てられたセンサの集合である。

観測対象 t_j 以外の観測対象にも割り当て可能なセンサは、他方の観測対象については異なる状態を取ることがある。例えば、観測対象 t_j に関する割り当ての状態が

```

1 my_status  $\leftarrow$  false; initialize  $V$ ;
2 while
3   detect targets;
4   if new target  $t_j$  is detected then
5     generate new variable  $v_{t_j}$ ; add  $s_i$  to  $v_{t_j}$ .s_list;
6     generate new_target( $s_i, v_{t_j}, \text{status}_{s_i}^{t_j}$ );
7   end if
8   if target  $t_j$  is lost then
9     generate lost_target( $s_i, v_{t_j}$ ); remove variable  $v_{t_j}$ ;
10  end if
11  receive others' messages and add others' messages to message_list;
12  foreach message_list do
13    if receive new_target( $s_x, v_{t_k}, \text{status}_{s_x}^{t_k}$ ) then
14      if there is  $v_{t_k} \wedge s_x \notin v_{t_k}$ .s_list then
15        add  $s_x$  to  $v_{t_k}$ .s_list; add  $s_x$  to  $v_{t_k}$ .table( $s_x, \text{status}_{s_x}^{t_k}$ );
16        generate own_status( $s_i, \text{status}_{s_i}^{t_k}$ );
17      end if
18    end if
19    if receive lost_target( $s_x, v_{t_k}$ ) then
20      if there is  $v_{t_k}$  then
21        remove  $s_x$  from  $v_{t_k}$ .s_list; remove  $s_x$  from  $v_{t_k}$ .table;
22      end if
23    end if
24    if receive own_status( $s_x, \text{status}_{s_x}^{t_k}$ ) then
25      if there is  $v_{t_k}$  then
26        add  $s_x$  to  $v_{t_k}$ .s_list; add  $s_x$  to  $v_{t_k}$ .table( $s_x, \text{status}_{s_x}^{t_k}$ );
27      end if
28    end if
29    if receive own_table( $s_x, v_{t_k}^l$ .table) then
30      if there is  $v_{t_k}$  then
31         $v_{t_k}$ .table  $\leftarrow$   $v_{t_k}^l$ .table;
32      end if
33    end if
34  end
35  DSTS for leader election layer and resource allocation layer;
36  if my_status = true then
37    if suboptimal solution is found then
38      generate  $v_{t_{own}}^l$ .table; generate own_table( $s_i, v_{t_{own}}^l$ .table);
39       $v_{t_{own}}$ .table  $\leftarrow$   $v_{t_{own}}^l$ .table;
40    end if
41  end if
42  send messages(new_target, lost_target, own_status, own_table)
43  to others;
44 end while

```

図8 問題が変化した際の通知に関する擬似コード

t_j -member であるセンサは、それ以外の観測対象については割り当ての状態が Other_member となる。

5.2 変数の生成・削除、表の生成

観測対象の配置が変化し、センサが観測できる観測対象が変化したとき、リーダー選出層において制約で関係する可能性のあるセンサ間で、変数の生成、削除および通知が行われる。これにより、センサの割り当て状態の表が生成される。センサ s_i を主体として、この処理の擬似コードを図8に示す。図8において、 V はセンサ s_i が持つリーダー選出層における変数の集合を示す。疑似コード中では V は暗黙的に用いられる。my_status はセンサ s_i がリーダーであるか否かを表す真偽値を取る。 v_{t_j} はリーダー選出層における観測対象 t_j に関する変数である。 $v_{t_{own}}^l$ は観測対象 t_{own} のリーダーが持つ割り当て問題解決層における変数である。 v_{t_j} .s_list は観測対象 t_j に割り当てることが可能なセンサの集合を表す。 v_{t_j} .table は観測対象 t_j に関するセンサの割り当て状態の表である。 v_{t_j} .table を状態表と呼ぶ。

§1 変数の生成・削除

センサ s_i が新たに観測対象 t_j を観測することが可能になったとき、図 8 の 4-7 行目に示される処理で、観測対象 t_j に関する変数を生成し、さらに観測対象 t_j に関するメッセージ new_target を生成する。このメッセージには、観測対象 t_j に関する変数と、観測対象 t_j についてのセンサ s_i の状態が含まれる。ここで、 new_target の宛先のセンサの集合を S_l とする。 S_l は、観測対象 t_j に関する変数について、リーダー選出層において制約で関係する可能性があるセンサの集合であり、次のように表される。

観測対象 t_j に関する変数を生成したセンサ s_i が観測することが可能な領域の集合を A_{s_i} とする。また、それ以外のセンサ s_x が観測することが可能な領域の集合を A_{s_x} とする。このとき、 $A_{s_i} \cap A_{s_x} \neq \phi$ を満たすセンサ s_x が S_l に含まれる。グリッドモデルでは、 S_l に含まれるセンサはグリッド上でセンサ s_i の近傍であるセンサである。

観測対象 t_k に関する new_target を受信したセンサ s_i は、図 8 の 13-18 行目に示されるように次の処理を行う。 s_i 自身が観測対象 t_k に関する変数を持つ場合、送信元 s_x を、観測対象 t_k に割り当て可能なセンサの集合 $v_{t_k}.s_list$ に追加する。さらに、メッセージ own_status を生成する。 own_status は、観測対象 t_k に関する new_target の送信元である、センサ s_x に送信される。

メッセージ own_status を受信したセンサ s_i は、図 8 の 24-28 行目に示される処理で、送信元 s_x を観測対象 t_k を割り当てることが可能なセンサの集合に追加する。

センサ s_i が観測対象 t_j を観測することが不可能になったとき、図 8 の 8-10 行目に示される処理で、観測対象 t_j に関する変数を削除し、観測対象 t_j に関するメッセージ $lost_target$ を生成する。このメッセージは、 $v_{t_j}.s_list$ に含まれるセンサ、すなわち観測対象 t_j に割り当て可能なセンサに送信される。

メッセージ $lost_target$ を受信したセンサは、図 8 の 19-23 行目に示される処理で、対応する観測対象 t_k に関する変数を持っていた場合に、 $v_{t_k}.s_list$ から送信元 s_x を削除する。

§2 割り当ての状態を保持する状態表の生成

観測対象へのセンサの割り当ての状態は、状態表として表される。各センサは、観測対象ごとに状態表を保持する。各状態表は、その観測対象に割り当て可能なセンサの情報を含む。状態表に関する概念図を図 9 に示す。状態表の生成は、各観測対象のリーダーによる場合と、各観測対象を観測可能なセンサによる場合がある。

ある時刻の問題の解が得られたときは、図 9(a) で示すように、観測対象のリーダーが状態表を生成する。図 8 の 36-41 行目に示される処理で、観測対象 t_{own} に関するリーダー s_i は観測対象 t_{own} に関する状態表を生成し、メッセージ own_table を生成する。このメッセージには、

観測対象 t_{own} に関する状態表の情報が含まれる。

各観測対象 t_j のリーダーは他のリーダーと情報を交換し、 t_j にどのセンサを割り当てるかを決定する。そのため、 t_j のリーダーは t_j に割り当て可能なセンサの情報を得ることができ、その情報を用いて t_j に関する状態表を生成する。すなわち、リーダーが生成する状態表は、他のリーダーから得られた変数値と自身の変数値に基づく(図 9(a) の a)。そして、メッセージ own_table が、観測対象 t_j に割り当て可能なセンサに送信される(図 9(a) の b)。 own_table を受信したセンサは、図 8 の 29-33 行目に示される処理で、対応する観測対象の状態表を更新する。

問題が変化し、観測対象に割り当て可能なセンサの集合が変化したときは、図 9(b) に示すように、各センサが、他のセンサと情報を交換しつつ、状態表を生成する。新たに観測対象 t_j に割り当て可能になったセンサ s_i は、図 8 の 4-7 行目に示される処理で、観測対象 t_j に関する変数を生成し、 t_j に関するメッセージ new_target を生成する。 new_target には観測対象 t_j に対するセンサ s_i の割り当ての状態 $status_{s_i}^{t_j}$ が含まれる。 new_target は、前述の S_l すなわち、リーダー選出層において制約で関係する可能性のあるセンサに送信される(図 9(b) の a)。

観測対象 t_k に関する new_target を受信したセンサ s_i は、図 8 の 13-18 行目に示される処理で、 t_k に関する状態表に送信元 s_x を追加し、メッセージ own_status を生成する。このメッセージには観測対象 t_k に関する s_i の割り当ての状態 $status_{s_i}^{t_k}$ が含まれる。メッセージ own_status はメッセージ new_target の送信元であるセンサ s_i に送信される(図 9(b) の b)。

センサ s_i が観測対象 t_j を観測することが不可能になり、観測対象 t_j に割り当て可能なセンサの集合からセンサ s_i が削除されるとき、図 8 の 8-10 行目に示される処理で、 t_j に関するメッセージ $lost_target$ が生成される。このメッセージは $v_{t_j}.s_list$ に含まれるセンサに送信される。

観測対象 t_k に関するメッセージ $lost_target$ を受信したセンサは、図 8 の 19-23 行目に示される処理で、 t_k に関する状態表から送信元 s_x を削除する。

各観測対象に割り当て可能なセンサが状態表を作成する場合も、状態表に関するメッセージは、変数の生成や削除の場合と同様のセンサ間で送受される。また、これらの処理は変数の生成や削除に付随して行われる。

5.3 観測対象に割り当てられたセンサの組み合わせの変化の抑制

観測対象へのセンサの割り当ての変化を抑制するために、リーダー選出層に 2 種類、資源割り当て問題解決層に 1 種類の緩和可能な制約を導入する。これらの制約では、前述の状態表を用いる。

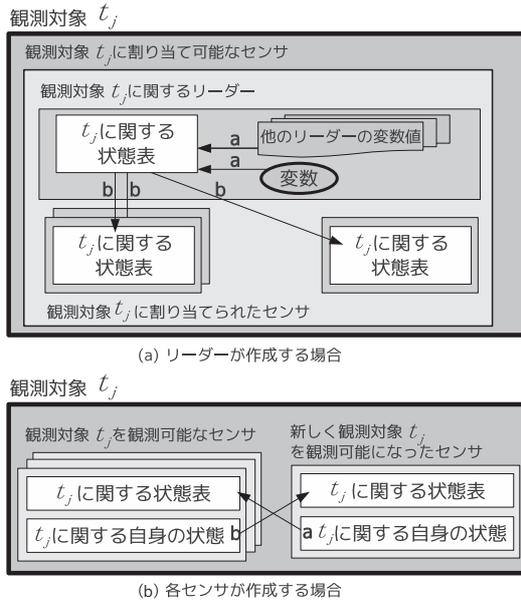


図9 状態表の作成

§1 リーダーを同じグループから再選出するための制約

観測対象に対するグループの構造およびセンサの割り当ての変化を抑制するために、問題変化後も、変化前と同じセンサをリーダーとして選出する。観測対象 t_j のリーダーであったセンサが t_j に割り当て可能ではなくなった場合は、 t_j のグループに属する他のセンサをリーダーに選出する。

- c^{la0} : リーダーの変化を抑制するための制約

問題変化前に観測対象 t_j に関するリーダーであったセンサを、変化後も t_j へのリーダーとするための制約である。問題変化前と変化後で、リーダー選出層における変数値が異なる場合に、この制約は違反となる。制約 c^{la0} に対する評価関数 $f_{c^{la0}}$ は式 (12) のように表される。ただし $w^{c^{la0}}$ は制約のコスト値を示す定数値である。 $pre_{t_j}^{s_i}$ は観測対象 t_j の配置が変わる前のリーダーを表す。

$$f_{c^{la0}}(pre_{t_j}^{s_i}, x_{t_j}^{s_i}) = \begin{cases} w^{c^{la0}} & pre_{t_j}^{s_i} \neq x_{t_j}^{s_i} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (12)$$

例外として、問題変化前に観測対象 t_j にリーダーが選出されなかった場合と、問題変化前の t_j のリーダーが変化後の t_j に割り当て不可能な場合は制約違反としない。

- c^{la1} : 同じグループに属するセンサからリーダーを選出するための制約

観測対象 t_j に関するグループに属するセンサの中から観測対象 t_j のリーダーを選出するための制約である。観測対象 t_j に関するグループに属するセンサがリーダーに選出されないとき、この制約は違反となる。制約 c^{la1} に対する評価関数 $f_{c^{la1}}$ は式 (13) の

ように表される。

$$f_{c^{la1}}(x_{t_j}^{s_i}) = \begin{cases} 0 & x_{t_j}^{s_i} \text{ is } t_j_member \\ w_0^{c^{la1}} & x_{t_j}^{s_i} \text{ is New or Free} \\ w_1^{c^{la1}} & x_{t_j}^{s_i} \text{ is Other_member} \end{cases} \quad (13)$$

§2 観測対象に割り当てられたセンサの組み合わせの変化を抑制するための制約

観測対象へのセンサの割り当ての変化を抑制するための制約を、資源割り当て問題解決層にも導入する。

- c^{aa0} : 観測対象に割り当てられたセンサの組み合わせの変化を抑制するための制約

この制約は次の2つの場合に違反となる。

- 観測対象 t_j に割り当てられていたセンサが、もはや t_j に割り当てられない場合
- 観測対象 t_j に、 t_j 以外の観測対象に割り当てられていたセンサを割り当てる場合

制約 c^{aa0} に対する評価関数 $f_{c^{aa0}}$ は式 (14) のように表される。式 (14) では観測対象 t_j の k 番目の割り当て可能なセンサを $s_{t_j}^k$ と示す。また、 $w^{c^{aa0}}$ は制約のコスト値を示す定数値である。

$$f_{c^{aa0}}(x_{t_j}) = \begin{cases} w_0^{c^{aa0}} & s_{t_j}^k \text{ is } t_j_member \wedge s_{t_j}^k \notin x_{t_j} \\ w_1^{c^{aa0}} & s_{t_j}^k \text{ is Other_member} \wedge s_{t_j}^k \in x_{t_j} \end{cases} \quad (14)$$

6. 評価

3・2節で示した STAV を用いる手法と、4章で示した2階層からなる形式化を用いる提案手法を比較し、提案手法の有効性を評価した。また、5章で提案した、問題が変化する際のセンサの割り当ての変化を抑制する手法も評価した。各問題には解法として DSTS を適用した。ただし、明確な終了条件の無い DSTS では準最適解が1つに決定しない。そこで、6・2節に後述するように、DSTS に簡単なルールを加えて、準最適解が1つに決まるように調整した。評価した手法は次のとおりである。

- STAV: 3・2節で示した形式化を用いる手法
 - LYR: 4章で示した2つの階層からなる形式化を用いる手法
 - LYR+: センサの割り当ての変化を抑制するための制約を、LYRのリーダー選出層にのみ加えた手法
 - LYR++: センサの割り当ての変化を抑制する制約すべてを、LYRの2つの階層それぞれに加えた手法
- 評価のために、シミュレーションによる実験を行った。シミュレーションでは、次の処理が反復される。

- (1) 例題の設定に従って観測対象の配置を更新する。ただし、観測対象の移動は、毎回ではなく、例題のパラメータで決められた間隔で起きる。
- (2) 各エージェントはメッセージを受信して、局所処理を行う。

(3) 各エージェントは必要に応じてメッセージを他のエージェントに送信する。

この処理の 1 回を 1 サイクルと呼ぶ。

各問題の観測対象の数は 5 とし、制約網が単一連結成分となるように配置した。センサ網のグリッド数は観測対象の配置を制限しないよう十分に大きくした。各観測対象は隣接する 4 つのセンサで観測可能であるが、いずれかの観測対象を観測可能なセンサ数の合計は観測対象の配置により異なる。その平均、最小、最大値はそれぞれ約 13, 12, 15 であった。

動的な問題における変化として、500 サイクルが経過した時点で一つの観測対象を移動した。移動する観測対象は、これまで存在していた区画と隣接しかつ観測対象が無かった区画に移るものとした。これはグリッドを用いたモデルの制限下で、現実に近い観測対象の移動を模倣すること意図している。ただし、問題の規模を維持するために、上記の制約網を単一連結成分とする制限を課した。

問題の変化は本来は継続的な時系列であるが、本研究では特に時系列上で接する 2 つの問題の変化に注目している。そこで、最小の単位である 2 つの問題からなる系列を評価に用いた。また、2 つの問題のうち変化前の問題はそれ以前の問題を持たないため、動的な問題に関する制約が無い場合と見なすことができる。問題が変化したとき、変化前の問題の解を保持した状態で次の問題を解き始めるものとした。各解法を適用した結果は、変化前と変化後の問題それぞれに区別して評価した。問題が変化するまでの 500 サイクル以内に解を得られなかった試行は、500 サイクルを要したものとし、その他の評価には含めない。

上述の問題の各パラメータは、提案手法の特性の評価に適する範囲のものを、予備実験により決定した。問題ごとに 20 個の例題を用い、さらに各例題ごとに 1000 回の試行の結果を平均した。評価した項目は次のとおりである。

- シミュレータが全体のコスト値を集計し解を得たことを検知するまでのサイクル数
- 1 つの観測対象に割り当てられたセンサの数
- 観測対象に割り当てられたセンサを抑制するための制約 c^{aa0} の違反の個数

6.1 DSTS のパラメータ

DSTS のパラメータを表 1 に示す。これらの値は、予備実験により、解のコスト値が小さくなるものを設定した。また、各制約の重み(コスト値)を表 2 に示す。緩和不可能な制約の重みは比較的大きくした。また、制約の数を考慮して、表 2 の値 100 および 200 のように緩和不可能な制約の重みを変えた。緩和可能な制約 c^{ST0} および c^{A0} の重みは、割り当てられたセンサの数が少なくなるほど大きくなるようにした。提案手法のリーダー選出

における緩和可能な制約の重みでは、各観測対象に割り当て可能なセンサ数の確保よりも、できるだけ全ての観測対象にリーダーを選出する事を意図して、 c^{L0} に c^{L3} よりも大きい値を設定した。

観測対象に割り当てられたセンサの組み合わせの変化を抑制するための制約の重みを表 3 に示す。これらの制約は緩和可能であるが、予備実験では小さな値では効果がなかったため c^{la0} と c^{la1} の一部に大きな値を設定した。

6.2 DSTS の変更

本論文では、提案手法と STAV を用いる手法が、それぞれ最善の結果を得るように DSTS を変更した。また、先述のように解を 1 つに決定するための簡単なルールを DSTS に加えた。調整と変更点を以下に示す。

探索する解の範囲に関する調整:

確率 p_1 に従って変数値を変更する条件を各手法ごとに調整した。提案手法のリーダー選出層では、“改善量 $\Delta > 0$ ”の場合に確率 p_1 に従って変数値を変更する。STAV を用いる手法と、提案手法の資源割り当て問題解決層では、“改善量 $\Delta \geq 0$ ”の場合に確率 p_1 に従って変数値を変更する。これらの違いは、比較的値域の広い問題では解を探索する範囲を広くすることにより、局所解から脱出しやすくすることを意図する。

短時間で解に到達するための変更点:

確率 p_2 に従って変数値を変更する条件である、“自身に制約違反が残っている場合”を置き換える。新たな条件は、“自身が緩和不可能な制約に違反が残っている場合”である。この条件は提案手法と STAV を用いる手法のすべてに適用する。これにより、緩和不可能な制約を全て満たしていた場合は、コスト値の改善量が負であれば変数値が変更されなくなる。

解を 1 つに決定するためのルール:

確率 p_1 に従って変数値を変更する条件を“改善量 $\Delta \geq 0$ ”とすると、解が 1 つに決定しない。これは、同じコスト値の解が複数ある場合に、どちらかに決定する基準が無いことによる。そこで、STAV を用いる手法と、提案手法の資源割り当て問題解決層では、緩和不可能な制約を全て充足しているときは、次の条件を用いる。すなわち、“改善量 $\Delta > 0$ ”であれば、確率 p_1 に従って変数値を変更する。このようにすれば、緩和不可能な制約が全て満足されるとき、同じコスト値の解が存在していても、変数値は変更されない。

6.3 結果

§1 解を得るまでのサイクル数の比較

解を得るまでに要したサイクル数を図 10 に示す。問題変化前における LYR では、解を得るまでのサイクル数は約 27 サイクルであり、STAV の約 168 サイクルと比較して約 84 %少ない。また、他の提案手法 LYR+, LYR++ も、解を得るまでのサイクル数は LYR と同程度であり、提案

表 2 制約の重み 1

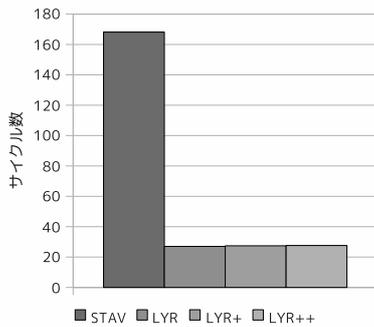
表 1 DSTS のパラメータ

	p_1	p_2	tabu-period
STAV	0.8	0.4	1
LYR			
リーダー選出	0.9	0.3	2
割り当て問題	0.7	0.2	1

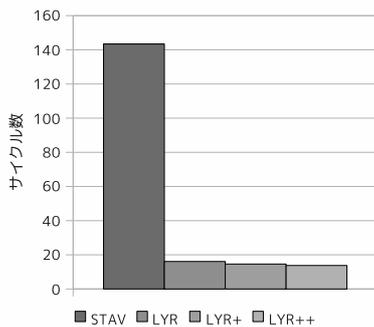
STAV		LYR			
		リーダー選出		割り当て問題	
c^{ST0}	$w_0^{c^{ST0}} = 15$	c^{L0}	$w^{c^{L0}} = 10$	c^{A0}	$w_0^{c^{A0}} = 15$
	$w_1^{c^{ST0}} = 5$	c^{L1}	$w^{c^{L1}} = 200$		$w_1^{c^{A0}} = 5$
	$w_2^{c^{ST0}} = 1$	c^{L2}	$w^{c^{L2}} = 100$		$w_2^{c^{A0}} = 1$
c^{ST1}	$w^{c^{ST1}} = 200$	c^{L3}	$w^{c^{L3}} = 1$	c^{A1}	$w^{c^{A1}} = 200$
c^{ST2}	$w^{c^{ST2}} = 100$				

表 3 制約の重み 2

リーダー選出		割り当て問題	
c^{la0}	$w^{la0} = 200$	c^{aa0}	$w_0^{c^{aa0}} = 10$
c^{la1}	$w_0^{c^{la1}} = 5$		$w_1^{c^{aa0}} = 10$
	$w_1^{c^{la1}} = 100$		



(a) 問題変化前



(b) 問題変化後

図 10 サイクル数の比較

手法ではより少ないサイクル数で準最適解を得た。これは問題を 2 つの階層に分割したことで、問題の複雑さが緩和された結果であると考えられる。また、図 10(a) と図 10(b) を比較すると、問題変化後では、STAV は 140 サイクル程度、LYR, LYR+ および LYR++ は 20 サイクルより少なく、いずれも問題変化前より少ないサイクル数で解が得られた。これは、部分的に解を得ている状態から解探索を始めるためであると考えられる。また、問題変化後における提案手法の比較では、観測対象へのセンサの割り当てを抑制する LYR+, LYR++ では LYR よりもわずかにサイクル数が少ない。これは各手法における探索空間が異なることによると考えられる。その差異は顕著ではないが、制約が最も多く局所解の選択の余地が少ない LYR++ がより早く収束する傾向がみられる。

§2 観測対象に割り当てられたセンサの数に関する評価
割り当てられたセンサ数ごとに集計した観測対象数を表 4 に示す。例えば、表 4 の問題変化前の STAV では、3

表 4 割り当てられたセンサ数ごとに集計した観測対象数

センサの数	問題変化前					問題変化後				
	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
STAV	0.00	0.20	2.32	2.43	0.04	0.00	0.21	2.58	2.17	0.04
LYR	0.00	0.48	1.69	2.14	0.70	0.01	0.55	1.75	2.12	0.57
LYR+	0.00	0.48	1.69	2.13	0.70	0.01	0.54	1.71	2.15	0.56
LYR++	0.00	0.48	1.68	2.13	0.70	0.01	0.52	1.71	2.07	0.60

個のセンサが割り当てられた観測対象の数は平均で 2.43 である。なお、いずれかの観測対象に割り当てられたセンサの数の合計はいずれの手法でも 12 から 13 程度とほぼ同数であり、観測対象を観測可能なセンサはほぼ全てがいずれかの観測対象に割り当てられた。したがって、表 4 は観測対象に割り当てられたセンサの数の分布を反映している。いずれの手法においても、資源割り当てに関する制約において意図したとおり、3 個のセンサが割り当てられた観測対象の数が多く、次に 2 個のセンサが割り当てられた観測対象の数が多。

その一方で、提案手法 LYR, LYR+ および LYR++ では、3 および 2 個のセンサが割り当てられた観測対象の数が、STAV よりも少ない。その代わりに、提案手法では、0, 1 および 4 個のセンサが割り当てられた観測対象の数が比較的多い。すなわち、観測対象へのセンサの割り当てにはある程度の不公平性がある。この原因として、各観測対象に割り当てることが可能なセンサの数に不均衡が生じることが挙げられる。

提案手法では、ある観測対象に対するリーダーは、必ずその観測対象を観測するように割り当てられる。ある観測対象 t_j を観測可能なセンサが付近の他の観測対象のリーダとなる場合は、 t_j に割り当てることが可能なセンサの数は少なくなる。また、各リーダーが選出されるタイミングは異なる場合がある。そのような場合、早い段階で選出されたリーダーは、その時点で割り当てが可能なセンサを他のリーダーよりも先に割り当てることができる。そのため、後から選出されたリーダーでは、自身の観測対象に割り当てられるセンサが少なくなる場合がある。このような不公平性は、提案手法における探索の即応性と解の精度のトレードオフといえる。

問題が変化する前後についての結果の差異は、変化前の問題の解を引き継いでいることおよび、LYR+, LYR++ では割り当ての変化を抑制していることに影響されたと考えられるが、全体的に顕著な傾向は見られなかった。割り当ての変更が最も制限される LYR++ では、変化後の問

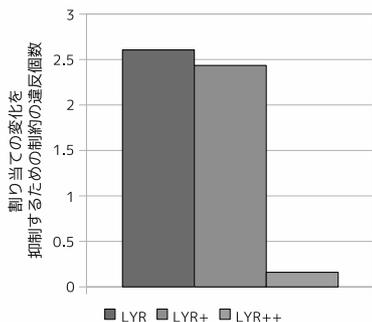


図 11 観測対象に割り当てられたセンサの組み合わせの変化を抑制するための制約の違反の個数

題において、十分な数である 3 個のセンサを割り当てられた対象の数が 2.07 であり比較的少ない。

§3 観測対象に割り当てられたセンサの組み合わせの変化に関する評価

観測対象へのセンサの割り当ての変化を抑制する制約 c^{aa0} の違反の個数を図 11 に示す。ただし、LYR と LYR++ ではこの制約を用いないため、解から計算した換算値を示す。2 つの問題の階層において観測対象へのセンサの割り当てを抑制する LYR++ では、違反の個数は 0.5 より少なく、2 より多い他の 2 手法よりも割り当ての変化が顕著に抑制されている。リーダー選出層でのみ割り当ての変化を抑制する LYR+ は、LYR よりは違反の個数が少ない。LYR+ では、問題変化後のリーダーが問題変化前と同一か、問題変化前のグループから再選出された場合に、少くとも 1 個のセンサが問題変化後も同一の観測対象に割り当てられる。これにより観測対象へのセンサの割り当ての変化を抑制する効果が得られたものと考えられる。

§4 考察

提案手法では、2 つの階層からなる形式化と解法の効果により、準最適解を得るまでのサイクル数は 20 程度であり、従来手法の 170 程度よりも少ない (図 10(a))。その一方で、各観測対象に割り当てられたセンサの数には不均衡が生じる。これは提案手法のトレードオフにおける欠点といえる。しかし、短時間のリアルタイム性を重視する観測システムでは、このようなトレードオフを許容できる場合があると考えられる。仮に、本手法を 1 サイクルの実行時間が 10ms となるように実装できるものとし、1.2m/s で移動する人物を観測する場合、従来手法では解を得るまでに 1.7s 程度を要し観測対象は 2m 程度移動する。これに対し、提案手法は 200ms 程度を要し観測対象は約 0.25m 移動する。この程度の差異が有用な場合はありうると考える。

また、本実験では実験時間の制限のため、特に十数台程度の視野制御可能なセンサの協調動作を想定した実験を行ったが、制約網がより大規模になる場合は、必要なサイクル数はより増加すると予想される。その一方で、制約網の規模は観測対象の配置に依存する。観測対象が密

集していない場合は複数の制約網が構成され、それらが独立して並行に解かれることになる。この意味で実際的なスケラビリティを得ることは可能であると考えられる。より大規模なセンサ網を構成する場合は、ある数のセンサごとに提案手法を適用し、それらをより上位の階層で疎に結合するなどの拡張が考えられる。

観測対象の配置が変化する動的な問題において、問題の変化後では変化前よりも解を得るまでの平均サイクル数が少ない。すなわち、以前の問題の情報を用いることでより短時間で解を得ている。これは、部分的に解探索が進んでいる状態から問題を解き始めることによると考えられる。その一方で、問題の変化後の方が観測対象に割り当てられたセンサの数の不均衡は大きい。この原因は、解探索が進んでいる状態から問題を解くことにより、局所解から脱出する機会が少なくなるためであると考えられる。また、観測対象に割り当てられたセンサの組み合わせの変化を抑制するための制約の効果は、意図したように得られている。

7. ま と め

本論文では、注視制御可能な自律的なセンサ群による観測システムを想定し、その観測資源割当て問題に対して、分散制約最適化問題の枠組を適用した。特に、問題を 2 つの比較的簡単な問題に分割し、各層に対応する問題解決処理系を、部分的にメッセージを交換しつつ連携させて解を得る手法を提案した。提案手法では観測対象に割り当てられたセンサの数に不均衡が生じる。しかし、準最適解を得るまでのサイクル数の削減の程度を考えれば、特に短時間の実時間性を重視する用途によっては、この不均衡が許容されうると考えられる。したがって、階層的な分散制約最適化手法には一定の有用性があると考えられる。また、観測対象の配置が変化する問題において、変化前の問題の情報を用いることにより、観測対象に割り当てられるセンサの組み合わせの変化を抑制するモデルも提案し、その効果が得られることを確認した。

より一般的なセンサ網のモデルへの適用、実システムにおける検証も今後の課題である。

謝 辞

本研究の一部は科学研究費補助金 (基盤研究 C (一般), 課題番号 21500073) の助成による。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Ali 05] Ali, S., Koenig, S., and Tambe, M.: Preprocessing techniques for accelerating the DCOP algorithm ADOPT, in *4th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pp. 1041–1048 (2005)
- [Bejar 05] Bejar, R., Domshilak, C., Fernandez, C., Gomes, C., Krishnamachari, B., Selman, B., and Valls, M.: Sensor networks and distributed CSP, *Artificial Intelligence*, Vol. 161, No. 1-2 (2005)

- [Matsui 10] Matsui, T. and Matsuo, H.: A constraint based formalisation for distributed cooperative sensor resource allocation, *International Journal of Intelligent Information and Database Systems*, Vol. 4, No. 4, pp. 307–321 (2010)
- [Modi 03a] Modi, P. J. and Ali, S. M.: Distributed Constraint Reasoning under Unreliable Communication, in *Distributed Constraint Reasoning Workshop at 2nd International Joint Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems* (2003)
- [Modi 03b] Modi, P. J., Shen, W., Tambe, M., and Yokoo, M.: An Asynchronous Complete Method for Distributed Constraint Optimization, in *2nd International joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pp. 161–168 (2003)
- [Modi 05] Modi, P. J., Shen, W., Tambe, M., and Yokoo, M.: ADOPT: Asynchronous Distributed Constraint Optimization with Quality Guarantees, *Artificial Intelligence*, Vol. 161, No. 1-2, pp. 149–180 (2005)
- [Petcu 05] Petcu, A. and Faltings, B.: A Scalable Method for Multiagent Constraint Optimization, in *19th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 266–271 (2005)
- [Zhang 02] Zhang, W., Wang, O., and Wittenburg, L.: Distributed stochastic search for constraint satisfaction and optimization: Parallelism, phase transitions and performance, in *AAAI Workshop on Probabilistic Approaches in Search*, pp. 53–59 (2002)
- [飯塚 07] 飯塚泰樹, 鈴木浩之, 竹内郁雄: 分散制約充足問題のための Multi-agent Tabu Search 手法の効果, *電子情報通信学会論文誌*, Vol. J90-D, No. 9, pp. 2302–2313 (2007)
- [浮田 05] 浮田宗伯: 能動視覚エージェント群の密な情報交換による多数対象の実時間協調追跡, *電子情報通信学会論文誌*, Vol. J88-D-I, No. 9, pp. 1438–1447 (2005)

〔担当委員: 山下 倫央〕

2011年3月26日 受理

著者紹介



太田 和宏

2009年名古屋工業大学工学部情報工学科卒業。2011年同大学大学院工学研究科創成シミュレーション工学専攻修士課程修了。マルチエージェントシステム, 分散システム等に興味を持つ。



松井 俊浩(正会員)

1995年名古屋工業大学電気情報工学科卒業。1999年同大学大学院博士前期課程修了。2006年同博士後期課程修了。同年名古屋工業大学情報基盤センター助手。2007年同助教。2011年同准教授。現在に至る。分散協調処理, マルチエージェントシステム, 分散制約最適化問題に関する研究に従事。博士(工学)。電子情報通信学会, 情報処理学会, 各会員。



松尾 啓志(正会員)

1983年名古屋工業大学情報工学科卒業。1989年同大学大学院博士課程修了。同年名古屋工業大学電気情報工学科助手。講師, 助教授を経て, 2003年同大学院教授。2006年情報基盤センターセンター長(併任)。2011年付属図書館長。現在に至る。分散システムに関する研究に従事。工学博士。電子情報処理学会, 情報処理学会, IEEE 各会員。