

## 低品質の出版-購読型通信系を用いる異種の分散制約最適化手法の実装と評価のための枠組みの基礎検討

### Fundamental Study of Framework for Implementing and Evaluating Different Types of Distributed Constraint Optimization Methods on Low QoS Pub-Sub Communication Systems

松井 俊浩<sup>†</sup>

Toshihiro Matsui

#### 1 はじめに

分散制約最適化手法は複数エージェントシステム上の協調問題解決のための、基礎的な最適化問題として研究され、分散資源割り当て、共同作業支援などへの応用が模索されている [1]. 近年普及している、ロボット用プラットフォームや、IoT 機器向けの通信基盤では、出版-購読モデルの通信がしばしば用いられる. この通信基盤上で分散制約最適化手法に基づく協調処理を実現するためには、通信モデルに応じた解法の実装方法の検討が必要である. 特に、本研究ではベストエフォート型の通信系において、メッセージの欠落を許容し実時間性を優先する実際的な解法に注目し、基礎的な解法の実装方法の検証に取り組んでいる. 従来検討では、最も基礎的な局所探索型の解法である MGM [3] を ROS2 環境上に実装して評価するまでの一連の基礎検討を行ってきた [5, 6]. さらに、異なる解法の拡充を目的として同様の検討を進めるために、進化的計算に基づく解法である AED [4] を題材として、同様の実装方法の検証に取り組み、実装を模倣したシミュレーションによる評価を示す.

#### 2 準備

##### 2.1 分散制約最適化問題

分散制約最適化問題は、複数のエージェントに分散して配置された、制約最適化問題であり、エージェントの集合  $A$ 、変数の集合  $X$ 、変数の地域の集合  $D$ 、効用関数の集合  $F$  により定義される [1]. 基礎的な問題では、エージェント  $a_i \in A$  は自身の状態を表す変数  $x_i \in X$  を持ち、その値を決定する. 変数  $x_i$  は値域  $D_i \in D$  の値を取る. 二項関数  $f_{i,j} : D_i \times D_j \rightarrow \mathbb{N}_0$  により変数  $x_i$  と  $x_j$  に関する評価値が定義される.  $f_{i,j}$  により、エージェントの意思決定における関係を記述する. エージェント間のメッセージ通信を伴う分散アルゴリズムにより、系全体の効用値の合計を最大化する全ての変数値についての最適解を求める. 一般に、制約密度が高い大規模な問題の最適解を求めることは困難であることから、準最適解を得る不完全な解法が用いられる. 応用システムの実装の初期の検討では、比較的プログラミングが容易な、局所探索型の解法が用いられる [8, 2]. この観点から、本研究に関する従来検討では、最も基礎的な局所探索型の解法である MGM の実装方法に注目してきた [5]. ここでは、メッセージ損失率が高いエージェントを一時的に無視する状況下で、そのエージェントの選択を推定することにより、解精度の立ち上がりと解法の頑健性を向上した. その一方で、比較的高度な探索を行う解法の実装方法についての検討も必要であり、次のステップとして進化的計算に基づく解法である AED について同様に

検討する.

##### 2.2 MGM

MGM [3] は、各エージェントが近傍のエージェントと情報交換し、局所探索を実行する解法である. 各エージェントは、近傍エージェントの変数値からなる部分解を保持するビューを持ち、以下の各段階の手順を同期的に反復する. 1) 自変数値の初期値を決定する. 2) 現在の自変数値を、近傍エージェントに同報し、近傍エージェントの現在の自変数値を受信し、ビューを更新する. 3) 現在のビューの部分解の下で、効用を最大化する自変数値を探索し、効用の増加分を求め、近傍エージェントに同報する. 4) 近傍エージェントから受信した効用の増加分を比較し、自身の増加分が他の近傍エージェントよりも大きければ、対応する自変数値を選択する. 5) 上記 2 の手順から解法を反復する.

##### 2.3 AED

AED は進化的計算に基づく解法であり、近傍エージェント間の通信を伴う局所的な計算と、エージェントを頂点とする全域木に基づく大域的な計算からなる [4]. 各エージェントは、全ての変数に対する完全解と効用(適合度)値の組の集合である、個体群を持ち、それらを局所探索により改善する. 各エージェントは以下の各段階の手順を同期的に反復する. 1) 前処理により、根付き全域木を構成し、初期個体群を生成してその複製を共有する. 2) 自身の個体群の一部をサンプリングして抽出し、それらの自変数値をサンプリングして更新する. 3) 抽出/更新した個体群を分割して、各近傍エージェントに配分し送信する. 近傍から受信した各個体の自変数値を局所探索により最適化し、返送する. 4) 返送された個体群を他の個体群と統合し、サンプリングして一定の個体数を維持する. この局所探索と並行して、各エージェントは全域木に従って、最良の個体をボトムアップに集計する. 根のエージェントはトップダウンに最良の個体へのコミットを指示し、各エージェントは同期クロックを考慮して解をコミットする. また、局所探索による多様性の減少を改善するために、各エージェントは、定期的に、自身の個体群の一部を近傍エージェントに移民させる.

##### 2.4 低 QoS 設定の出版-購読型通信モデル

近年普及している、ロボット用プラットフォーム ROS2 の DDS や、IoT 機器向けの通信基盤の MQTT など、エッジ機器との通信に出版-購読モデルの通信がしばしば用いられる. 基礎的な出版-購読型通信モデルは、メッセージを同報する出版者と特定のメッセージを受信する購読者から構成される. これらの通信基盤を用いるエッジ機器間の協調に分散制約最適化手法を活用するためには、通信基盤に応じた解法の実装方法の検討が必要

<sup>†</sup> Nagoya Institute of Technology

である。特に、実時間性が優先される環境では、メッセージの損失を許容する低 QoS の設定が用いられる場合がある。本研究では、このようなメッセージ損失を伴う実時間性を指向する解法とその実装方法に注目する。

## 2.5 研究の目的と構想

本研究では、分散制約最適化手法を、メッセージ損失を伴う出版-購読通信系を用いて実装する方法論の開拓とその基盤を開発することを目的としている。従来検討では、最も基礎的な局所探索型の解法である MGM について、1) 解法のメッセージ損失の影響と対処、2) 出版-購読モデル上への実装を模倣するシミュレーションによる検証、3) 実環境上への実装と評価、の各段階の検討を進めてきた [5, 6]。このような手法に基づく、実装の基盤の整備のためには、異なる代表的な解法についての同様の検討と、体系化が必要である。そこで、より複合的な構造を持つ解法として、進化的計算に基づく解法である AED について、同様の検討を進めている [7]。先の検討では、基礎的なシミュレーションの改変により、1) の解法のメッセージ損失の影響と対処方法について調査しており、現在の研究の目的は実装を指向した検討の段階にある。

## 3 実装に向けたシミュレーション

### 3.1 実装の枠組み

AED の解法の本体部分の処理についてのみ注目し、前処理である、エージェント相互の発見、全域木、初期個体群は、共有知識とした。これらは、同様の処理を要求する複数の解法に共通の仕組みとして整備することが妥当と考えられる。

AED は複合的な解法であり、最良解の同期に全域木を利用することから、メッセージ損失が系全体の解の出力の整合性に影響する。その一方で、完全解の個体群を各エージェントが持つことから、メッセージの損失は、探索の機会のみに影響する。先行研究における、これらの検証結果を元に、低 QoS 出版-購読通信モデルを模倣するシミュレーション環境上に、メッセージ損失に対処する AED を実装し検証する。

解法の実装において、出版、購読、処理のそれぞれをコールバック関数として構成した。これらの頻度の比により、メッセージ損失に対する再送の機会を調整する。各エージェントは、近傍エージェントから必要なメッセージを受信するまで、処理を待機する。その一方で、一定回数、メッセージが損失した近傍エージェントを信頼できないものとして、無視し、メッセージを受信したエージェントの情報のみを用いて処理の段階を進める。

AED は処理の段階が比較的多く、また、各近傍エージェントに個体群を送信する。そこで、通信回数を抑制するために、一部のメッセージを同報メッセージとして統合した。近傍との情報交換による局所探索、マイグレーションにおいては、全ての近傍に対する同報通信とし、近傍エージェントは自身が処理する個体群のみを受信する。また、全域木を用いる最良解の集計とコミットの処理も、全域木における親、子エージェントを含む全ての近傍に対する同報通信とした。また、ボトムアップ、トップダウンの伝搬メッセージを単一メッセージとして同報した。

一定頻度のメッセージの損失により、無視されたエージェントは、その後の通信の回復により、協調処理に復

帰させる場合と、無視し続ける場合を検証した。ただし、メッセージ損失の頻度が高く、再送によりカバーできない場合は、各エージェントの反復処理とその各段階を表すタイムスタンプの同期が損なわれ、処理が不整合するため、メッセージは無視され、協調には復帰されない。このような処理の不整合を検出するために、各メッセージに、発行者の反復処理とその各段階のタイムスタンプの情報を付与した。

### 3.2 メッセージ損失への対応

先行研究の検討に基づき、メッセージ損失に対処する規則を実装した [7]。

基本的には、メッセージ損失により無視されたエージェント、および、メッセージに付与されたタイムスタンプの不整合により、メッセージを無視する場合は、該当する処理が欠落する。特に、近傍エージェントに対して個体の改善を依頼するメッセージが失われた場合は、その応答メッセージからも対応する情報を欠落させ、個体の改善の機会が失われる。また、全域木を伝搬するメッセージが欠落した場合は、それ以降の正確な情報の伝搬の機会が失われる。これは、次の最良解の伝搬により回復される。

近傍エージェント間の局所探索における個体の改善、マイグレーションの機会の損失は、探索の進行の遅れにのみ影響する。その一方で、全域木をトップダウンに伝搬する、最良解へのコミットのメッセージの損失は、系全体の解の出力の整合性に影響する。そこで、従来の検討にもとづき、2種類の簡単な緩和策を用いる。一つの方法では、各エージェントにおいて、最良解の単調性を損なう個体にはコミットしない。もう一つの方法では、近傍エージェントがコミットしようとしている個体の情報を得て、最良の個体を選択する。すなわち全域木をフラッキングにより冗長化する。近傍エージェントからの個体群の情報は、従来の全域木を伝搬するメッセージを同報するため、それらにピギーバックさせて、同時に伝搬できる。

## 4 評価

提案手法を実験により評価した。50 エージェント/変数、変数の値域のサイズ 3、(ソフト)制約数 150 とした。制約に対応する 2 項関数は、一様分布の乱数に基づき、[1, 10] の整数の効用値とした。AED の進化的計算のパラメータは従来研究を参考に同一の設定とした。25 エージェントを低通信品質を伴うものとし、確率 0.5 で発行メッセージが損なわれるとした。出版:購読:処理のコールバックの間隔を 1:1:10 とした。購読のタイミングにおいて、2 回以上メッセージが損失したエージェントを、無視することとした。

シミュレーションにおける単位システムサイクル数 5000 の際の結果を集計した。10 問の例題に対して、10 回の解法を適用した結果を平均した。

無視されたエージェントを通信回復後に協調に復帰させるか否か (Rejoin) の各場合を評価した。AED の系全体の整合性において、メッセージ損失の影響を受ける、最良解の同期 (Commit) について、次の場合を評価した。

- Org.: 従来手法のまま可能な情報のみ処理する。
- Lcl. mono.: 各エージェントは、適合度値の単調性が失われる解にコミットしない。
- Nbr. best: 各エージェントは、Lcl. mono に先立って、

表 1 低 QoS 出版-購読通信系上の AED の実装のシミュレーション結果

Alg.		Final util.	Nonmonotonicity	
Rejoin	Commit		#case	sum. util.
Base w/o msg. loss		1091.8	0	0
No	Org.	966.4	12.3	-182.1
	Lcl. mono.	974.0	1.5	-15.6
	Nbr. best	984.8	1.2	-12.8
Yes	Org.	1092.2	0.13	-1.6
	Lcl. mono.	1092.2	0.03	-0.5
	Nbr. best	1092.2	0.03	-0.3

近傍エージェントから受信した、それらがコミットしようとしている最良解のうち、最良のものを選択する。

表 1 に、低 QoS 出版-購読通信系上の AED の実装を模倣したシミュレーション結果を示す。Base w/o msg. loss はメッセージ損失が無い条件における AED を表す。この設定では、メッセージが欠落するエージェント数と、その頻度が比較的大きいため、協調への復帰 (Rejoin) を無効にすると、解法の反復が中断する機会が比較的多くなり、解品質に影響した。その一方で、再送の機会が比較的大きいため、協調への復帰を有効にすると、解法の反復は中断することなく進行した。

最良解のコミット処理におけるメッセージ損失の影響の緩和策については、Org., Lcl. mono., Nbr. best, の順にさらに解品質が向上し、後者ほど平均的には有効である傾向が見られた。また、最良解が非単調であった回数 (#case) および非単調な量の合計 (sum. util.) の改善の効果についても同様であった。

従来検討した基礎的な局所探索手法 MGM の同様の段階の検証の結果と比較すると、解精度の理論的性質としては、AED の方が良好であるが、進化的計算特有の処理とメッセージのオーバーヘッドの抑制、MGM とは異なるメッセージ損失の影響と対処方法などに、実装においては特有の検討が必要となることが示唆される。

## 5 おわりに

分散制約最適化手法の、出版-購読系通信基盤上への実装と応用を目標として、低 QoS 設定の環境を模倣するシミュレーション環境において、進化的計算に基づく解法 AED の実装方法とその効果について検討し、評価した。特に、同報通信を多用する環境上への適合と、

メッセージ欠落への対処の枠組みを実環境に近い実装により検証し、今後の実装の基礎となる結果が得られた。従来の MGM の実装と評価に続いて、ROS2/DDS 環境における、AED の実装の検証および、応用に向けた代表的な解法についての検討の拡充およびフレームワーク化が今後の課題である。

## 謝辞

本研究の一部は、公益財団法人 電気通信普及財団 2022 年度研究調査助成および、科研費 基盤研究 (B) 22H03647 による。

## 参考文献

- [1] F. Fioretto, E. Pontelli, and W. Yeoh. Distributed constraint optimization problems and applications: A survey. *JAIR*, 61:623–698, 2018.
- [2] F. Fioretto, W. Yeoh, and E. Pontelli. A multiagent system approach to scheduling devices in smart homes. In *Proceedings of the 16th Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems*, page 981–989, 2017.
- [3] R. T. Maheswaran, J. P. Pearce, and M. Tambe. Distributed algorithms for dcop: A graphical-game-based approach. In *the International Conference on Parallel and Distributed Computing Systems*, pages 432–439, 2004.
- [4] S. Mahmud, M. Choudhury, M. M. Khan, L. Tran-Thanh, and N. R. Jennings. AED: An Anytime Evolutionary DCOP Algorithm. In *AAMAS*, pages 825–833, 2020.
- [5] T. Matsui. An Investigation of Distributed Constraint Optimization with Non-Responding Agents Toward Real-Time Solution Method on Practical Messaging Platforms. In *16th International Conference on Agents and Artificial Intelligence*, 2024.
- [6] T. Matsui. Implementation of real-time local search method for distributed constraint optimization with message loss in pub/sub communication. In *Proceedings of the 22nd International Conference on Practical applications of Agents and Multi-Agent Systems (demo)*, 2024.
- [7] T. Matsui. A study of decentralized optimization method based on evolutionary algorithm under message loss. In *Proceedings of the 38th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, pages 2F4–GS–5–01, 2024.
- [8] R. Zivan, R. Glinton, and K. Sycara. Distributed constraint optimization for large teams of mobile sensing agents. In *2009 IEEE/WIC/ACM International Joint Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, volume 2, pages 347–354, 2009.