

分散 GA と論点クラスタを用いたグループ効用最適化手法について

水谷 信泰*

藤田 桂英†

伊藤 孝行‡

* 名古屋工業大学情報工学科

† 名古屋工業大学大学院産業戦略工学専攻

‡ 名古屋工業大学大学院産業戦略工学専攻・情報工学科

マサチューセッツ工科大学スローン経営大学院

1 はじめに

マルチエージェントの研究分野において複数の論点が存在する交渉問題 (複数論点交渉問題: Multi-issue negotiation problem) が重要な研究課題となっている。実世界での交渉問題では, 論点同士が相互依存関係にある場合が多い。そこで, 本論文では複数の論点相互依存関係にある複雑な効用空間をもつ複数論点交渉問題を対象とする。この場合, 各エージェントの効用関数は非線形の関数で定義される。

非線形効用関数に基づく複数論点交渉問題に関する研究はこれまでに進められている [1]。既存の研究では, 交渉における論点数やエージェント数の増加に伴う, 効用空間の複雑化や計算量の増大によるスケーラビリティの低下が課題である。そこで, 本論文ではスケーラビリティの向上を目的として, 分散 GA と論点クラスタを用いたグループ効用最適化手法を提案する。

2 非線形効用関数に基づく交渉

本論文では, N 個のエージェントが合意形成を試みる交渉の状況を考える。論点が M 個存在し, 個々の論点を $i_j \in I$ と表す。論点 i_j は $[0, X]$ の範囲の整数を値として持つ (すなわち, $s_j \in [0, X]$)。交渉の結果得られる合意案は, 各論点の値のベクトル $\vec{s} = (s_1, \dots, s_M)$ として表現される。エージェントの効用関数は制約を用いて表現する。1 個の制約が存在するとし, 個々の制約は $c_k \in C$ と表す。制約は, 単一, もしくは複数の次元 (論点) に関して, 制約充足条件となる値の範囲, および効用値を持つ。制約 c_k は, 合意 \vec{s} によって充足される場合のみ, $w_i(c_k, \vec{s})$ を効用値として持つことができる。交渉に参加する全てのエージェントは, 独自に制約集合を持つ。合意 \vec{s} に関するエージェント i の効用を $u_i(\vec{s}) = \sum_{c_k \in C, \vec{s} \in x(c_k)} w_i(c_k, \vec{s})$ と定義する。ここで, $x(c_k)$ は, 制約 c_k を充足可能な合意案の集合である。この効

用表現により, 凹凸のある非線形の効用空間が形成される。効用空間では, より多くの制約を充足可能な地点は効用が高くなり, 逆に充足する制約数が少ない地点では, 効用が低くなることで, 空間内に効用値による高低が生じる。

3 分散 GA と論点クラスタを用いたグループ効用最適化手法

論点クラスタによるグループ分けと分散 GA を応用した合意形成手法である, 分散 GA と論点クラスタを用いたグループ効用最適化手法を提案する。本手法では, 分散 GA [2] を応用し, 母集団を分割し, GA を用いた探索を行う。また, 論点クラスタを用いてグループ分けを行い, 交叉方法やグループ間での個体の交換方法については, 独自の方法を提案する。本手法では個体の遺伝子がそれぞれ論点を表すものとし 0~9 の値を持ち, 適合度として効用値を用いる。以下の **Step1**, **Step2**, 及び **Step3** で本手法の流れを示す。

Step1: 論点クラスタを用いたグループ分けを行う。エージェントがそれぞれ持つ制約集合から論点間の依存度を求める。依存度の計算では, 制約中にある 2 つの論点の組み合わせを見つけるたびに依存度を 1 ずつ増加させて求める。この依存度を基に, 依存度の高い論点間の繋がりを損なわないように, 論点を複数のグループに分けた場合に依存度を合計した値が出来るだけ大きくなるグループ分け案を決める。これにより, 各グループはそれぞれいくつかの論点を割り当てられる。

Step2: グループ分け後, 各グループごとに GA を用いた探索を行う。本手法では, 遺伝子の交叉方法は, 一点交叉を基にした独自の方法を用いる。通常の交叉方法では, 交叉点の前後で遺伝子を入れ替えるが, 本手法では, そのグループが担当する論点である場合に遺伝子を入れ替えるという条件も付け加える。独自の交叉方法により, グループの担当する論点を重点的に変化させる。また, 突然変異は一定の確率でランダムに遺伝子の値を変更するものとし, 適合度の上位 2 個体をエリートとして次世代に保存する。親の選択方法はルーレット選択を用いる。

* Nobuyasu MIZUTANI †Katsuhide FUJITA ‡Takayuki ITO

* Dept. of Computer Science, Nagoya Institute of Technology.

† Dept. of School of Techno-Business Administration, Nagoya Institute of Technology.

‡ School of Techno-Business Administration/Dept. of Computer Science, Nagoya Institute of Technology / Salon School of Management, Massachusetts Institute of Technology.

Step3: (Step2) を一定世代数実行した段階で、グループ間での値の交換を行う。まず、各グループの適合度の最も高い個体からグループが担当する論点の値を集めて、理想の個体を作成する。理想の個体を各グループに 1 個体ずつエリートとして保存する。エリート以外の個体に関しては、グループの担当ではない論点の遺伝子を理想の個体の遺伝子に置き換え、グループが担当する論点の遺伝子はランダムに 0~9 の値の振り直す。

(Step3) で作成した新たな個体で構成されたグループを用いて (Step2) を行う。以降は、任意の回数 (Step2) と (Step3) を繰り返し、設定した世代数に達した時点で全体で最も高い適合度 (効用値) を示す個体を最終的な合意案とする。

4 評価実験

本実験では、ランダムに生成された効用関数をもつエージェント間の交渉を 100 回試作した結果の平均値をとる。最適解を求める実験で、網羅的な探索を行った場合、論点数やエージェント数などの増加に伴い、計算量的困難が生じる。そこで、実験結果を評価する指標として最適率を用いる際には、提案する手法である分散 GA と論点クラスタを用いたグループ効用最適化手法により求めた解の社会的効用を 1.0 として、分散 GA 及び GA の結果と比較する。

実験で変化させる場合を除いて、論点数は 15、エージェント数は 6 である。各エージェントにおける効用関数の制約数は 10(単項制約), 5(単項制約を除く各次元) とし、制約の最大効用は $100 \times (\text{論点数})$, 制約の最大範囲は 7 である。比較する 3 つの手法の条件を揃えるため、個体数は $20 \times (\text{論点数}) + 20$, 世代数 500 世代とし、分散 GA, GA 共に一点交叉, 突然変異有り, エリート上位 2 個体保存, ルーレット選択を用いる。また、分散 GA での移住はランダムな移住先に移動するものとし、移住率は 0.5, 移住間隔は 5 世代とする。

図 1 のように、論点数の増加に伴い (C) は最適率が急激に低下する。一方、(A), (B) は (C) と比べて最適率の低下は小さく、また (A) は (B) を上回っている。

図 2 のように、エージェントの増加に対して (A) は (B), (C) を上回っている。しかし、エージェント数が大きくなると (A), (B), (C) の結果の差が小さくなる。

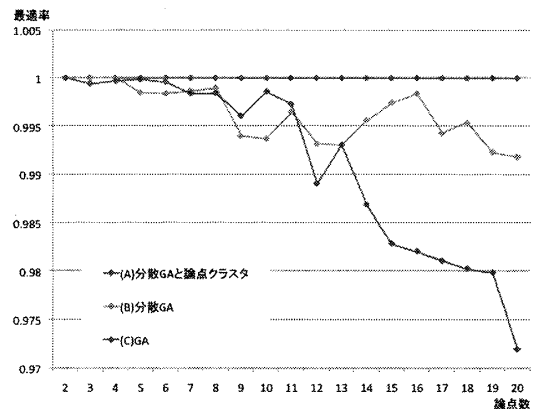


図 1: 論点数ごとの最適率

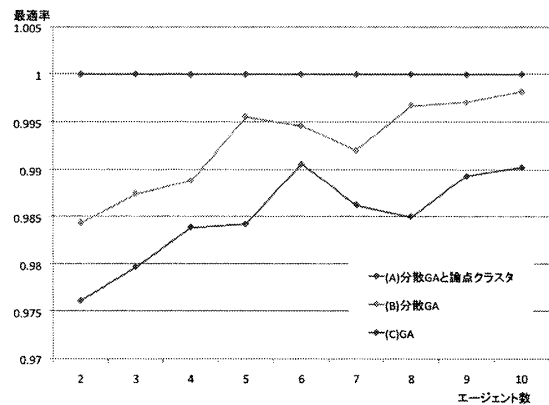


図 2: エージェント数ごとの最適率

5 まとめ

本論文で提案した分散 GA と論点クラスタを用いたグループ効用最適化手法は、複数論点交渉問題における論点数やエージェント数の増加に対して、分散 GA や GA と比べて有効な手法であることを示した。今後は、エージェントが公開する情報などプライバシー面の改善が必要である。

参考文献

- [1] 服部宏充, 伊藤孝行, Mark Klein. 非線形効用関数を持つエージェントのためのオークションに基づく交渉プロトコル. 電子情報通信学会論文誌 D-I, 電子情報通信学会, VOL. J89-D, No. 12, pp.2648-2660, 2006.
- [2] 金子美華, 三木光範, 廣安知之. 分散 GA における解探索メカニズム. 情報処理学会研究報告. MPS, 数理モデル化と問題解決研究報告 IPSJ SIG Notes 2000(38) pp.21-24 20000512, 2000.