

グループ効用最適化のための論点クラスタと分散 GA を用いた手法

Issue Clustering and Distributed Genetic Algorithms
for Optimizing Group Utility

水谷 信泰*¹ 藤田 桂英*¹ 伊藤 孝行*^{1*2*3}
Nobuyasu Mizutani Katsuhide Fujita Takayuki Ito

*¹名古屋工業大学大学院情報工学専攻 / 情報工学科 / 産業戦略工学専攻

Computer Science and Engineering / Dept. of Computer Science / School of Techno-Business Administration / Nagoya Institute of Technology

*²マサチューセッツ工科大学スローン経営大学院

Sloan School of Management, Massachusetts Institute of Technology

*³科学技術振興機構 (JST) さきがけ 研究員

Researcher, JST PREST

Multi-issue negotiation protocols represent a promising field since most negotiation problems in the real world involve multiple interdependent issues. However, scalability of the number of Issues and agents is not enough in existing works. In this paper, we propose a new method for making agents consent. In this method, we divide issues based on interdependency of issues, and employ genetic algorithms in each group. In addition, the experimental results demonstrate that our method is better than the existing works.

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) が注目されている。ソフトウェアエージェントによる合意形成の開発が進むことにより、将来的にはソフトウェアエージェントが人の代理として交渉を行い、交渉の自動化が促進されると期待できる。これまでに複数論点交渉問題に関して多くの研究が行われている [1] ~ [3]。既存の研究の多くは論点同士がお互いに独立している問題を対象としている。しかし、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。よって、本研究で扱う複数論点交渉問題でも、複数の論点相互依存関係にある複雑な効用空間を対象とする。

本研究と同様に、複雑な効用空間を対象とする交渉問題に関する研究が行われている [4] ~ [7]。しかし、既存の研究では、論点数やエージェント数が増加した場合に最適率が低下してしまう課題がある。これは、効用空間の複雑化や計算量の増大により、膨大な解候補から良い合意案を決定することが困難になるためである。そこで、本研究では論点数やエージェント数の増加に対するスケーラビリティの向上を目的とし、グループ効用最適化のための論点クラスタと分散 GA を用いた手法を提案する。本手法は、すべてのエージェントの効用情報を 1 カ所に集めて合意形成を行うものであり、論点クラスタを用いて解候補のサンプル集団のグループ分けを行い、各グループごとに GA を適用することで合意を形成する。また、提案手法を用いたシミュレーション実験を行い、分散 GA や GA と比較して、スケーラビリティの向上に有効であるかを評価する。

本論文の構成を以下に示す。まず、2. で本論文が対象とする複数論点交渉問題とエージェントがもつ非線形の効用空間について述べ、本研究が応用している分散 GA について説明する。そして、3. でグループ効用最適化のための論点クラスタと分散 GA を用いた手法を提案する。その後、4. において評価実験の結果を示す。最後に、5. で関連研究について述べ、6. に

本論文のまとめを示す。

2. 非線形効用関数に基づく交渉問題と分散 GA

2.1 複数論点交渉問題

本研究は、複数の論点をすべてのエージェントが共有して、合意形成を試みる場合を対象としている。交渉の結果、合意に達した場合は効用を得られる。逆に、合意に達しなかった場合は何も得られない。そのため、膨大な合意案の中から、より高い効用を得られる合意案を決定することが本研究の目的である。

既存の複数論点交渉問題の研究では、論点同士が依存関係にない、独立性が仮定された交渉が対象とされている。そのため、エージェントの効用は線形の効用関数として表現可能であった。しかし、実世界の問題では論点が全て独立していることは稀であり、複数の論点相互依存関係にある場合の方が多い。そこで、本研究では、複数の論点相互依存関係にあり、エージェントの効用が非線形の効用関数で表現される効用空間を対象とする。

2.2 複雑な効用空間

本研究では、 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。 l 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にのみ、 $w_i(c_k, \vec{s})$ を効用値として持つことができる。図 1 は、論点 1、および論点 2 に関連する二項制約の例を図示したものである。本例では、論点 1 に関しては [3, 7]、論点 2 に関しては [4, 6] の範囲で合意が得られた場合に制約が充足可能であり、その場合の得られる効用は 55 である

連絡先: 水谷 信泰, 名古屋工業大学, 名古屋市昭和区御器所町, mizutani@itolab.mta.nitech.ac.jp

ことを示している．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．エージェントが持つべき選好情報は，各論点に関して希望する代替案，および他の論点に関する希望代替案との組合せと，その評価値である．

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．ここで，本研究における効用空間とは，各論点を取り得る値のあらゆる組合せについて，効用関数によって得られる効用値を空間状にプロットして得られるグラフを意味し，空間の次元数は，論点数+1となる．この効用空間では，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．

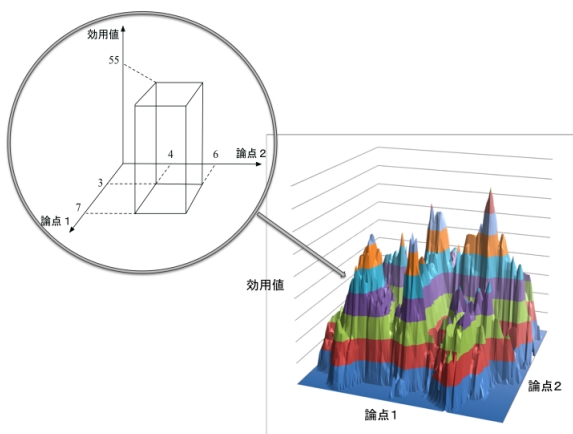


図 1: 二項制約と非線形効用空間の例

図 1 に，非線形の効用空間の例を示す．図に示す通り，非線形の効用空間は山と谷が入り組んだ複雑なものになる．線形の効用関数を前提とする既存のプロトコルでは，平坦な超平面上での単一最適化により，良質の合意（解）を得ることができる．しかし，効用空間に不規則な凹凸がある非線形の効用空間では，既存のプロトコルを適用して，良い解を得ることは難しい．従って，本研究では，エージェントは合意案の効用を正確に評価するための完全な知識（効用関数）は持っているが，最適な合意案を事前に把握することが困難であることが前提となる．

本論文で提案する手法の目的関数は，以下のように表現できる．ここで， A_g はエージェントの集合を表し， $|A_g| = N$ である．

$$\operatorname{argmax}_{\vec{s}} \sum_{i \in A_g} u_i(\vec{s})$$

言い換えると，提案手法は社会的効用，すなわち全てのエージェントの効用の総和を最大化する合意の発見を試みる．

2.3 分散 GA

本論文では，GA と記した場合は単一の母集団での GA を，分散 GA と記した場合には母集団を複数のサブ母集団に分割しての GA を指すものとする．

本論文で提案する手法では，分散 GA [8] を応用している．図 2 に，分散 GA のモデルを示す．通常の遺伝的アルゴリズム (GA) では，単一の母集団を用いて探索を行うのに対して，分散 GA では，母集団を複数のサブ母集団に分割する点が特徴

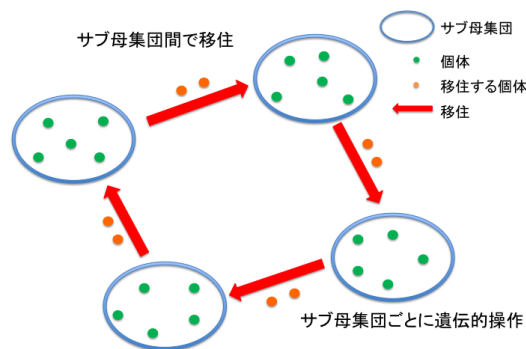


図 2: 分散 GA のモデル

である．分散 GA の利点として，解の高品質化や計算時間の短縮が報告されている [9]．

分散 GA で用いられる，交叉方法や選択方法，突然変異などは，母集団の分割を行わない通常の GA と同様の手法を用いる．また，分散 GA の特徴的な操作としては移住がある．移住とは，一定間隔ごとにサブ母集団間での個体の交換を行うことである．分散 GA は，各サブ母集団ごとの探索だけでは，多様性の維持が難しく，解の質が低下してしまう可能性がある．そこで，移住により，多様性の維持や探索精度の向上が期待できる．GA には，多種多様なパラメータが存在し重要な役割を担うが，移住についても同様にいくつかのパラメータが存在する．移住先のサブ母集団の決定方法，移住を行う間隔を示す移住間隔，移住する個体の決定方法や移住する個体の割合を示す移住率などが挙げられる．本研究では，文献 [10][11] や提案手法と出来るだけ同条件にすることを考慮して設定した．

3. 論点クラスタと分散 GA を用いた手法

本研究で提案するグループ効用最適化のための論点クラスタと分散 GA を用いた手法について説明する．本手法は，候補のサンプル集団を複数のグループに分割し，グループごとに GA を適用することで，膨大な合意案の中からより良い効用を得られる合意を決定する方法である．

まずは，交渉問題にどのように GA を適用するかについて述べる．本手法では，1つの個体を1つの合意案とする．そこで，各個体の遺伝子をそれぞれ論点と見なし，0~9の値をとる．例えば，論点数が N 個の場合，各個体の遺伝子長は N となる．また，GA において個体の優劣を判断する重要な指標である適合度には，その個体が表す合意案の効用値を用いる．本研究における合意案の優劣は効用値の大きさにより決定するため，個体の適合度として効用値を用いることは妥当であるといえる．

本手法の具体的な説明を行う．本手法は，分散 GA を応用しているが，母集団を分割する点以外は，グループ分けの方法や交叉方法，グループ間での個体の交換方法など独自の手法を用いる．以下の Step1, Step2, 及び Step3 で本手法の流れを示す．

Step1: 論点クラスタによるグループ分け

最初に，サンプル集団のグループ分けを行う．分散 GA では，母集団をサブ母集団に分割する際にはランダムに個体を分割する．しかし，本研究が対象とする問題空間は，複雑な効用空

間である。そのため、単に個体を分割するのではなく、論点間の相互依存関係を損なわないようなグループ分けを行うことが望ましい。そこで、本手法では、論点クラスタを用いることで、論点間の相互依存関係を考慮したグループ分け方法を提案する。

まず、制約から論点間の依存度を求める。制約は、エージェントの効用を表し、合意案の効用値の決定に関わる重要な要素であるため、制約から求めた論点間の依存度を用いる。具体的には、制約に関わる 2 つの論点の組み合わせを発見することにその 2 論点間の依存度を 1 ずつ加算することで依存度を求める。これをすべての制約に対して行う。

次に、制約から求めた依存度を該当する 2 つの論点間の評価値として、グループ分け案ごとの評価値を計算し。論点をグループ分けする。例えば、5 つの論点をグループ A (論点 1, 論点 2, 論点 4) とグループ B (論点 3, 論点 5) に分けるグループ分け案 X があるとすると、このとき、論点 1, 論点 2, 論点 4 の間の評価値の合計をグループ A の評価値、論点 3, 論点 5 の間の評価値の合計をグループ B の評価値とし、両者の評価値の合計をグループ分け案 X の評価値とする。このように、様々なグループ分け案の評価値を計算して、評価値の最も大きなグループ分け案を採用する。

Step2: グループごとの最適解の発見

(Step1) のグループ分け後、各グループごとに GA を適用して、グループごとの最適解の発見を行う。ここでは、論点クラスタによるグループ分けの特徴を活かすために、論点に注目した GA を用いた探索を行うことにする。

そこで、一点交叉に基づく独自の交叉方法を提案する。通常の一点交叉は、交叉点の前後で親の遺伝子を入れ替える方法であるが、ここにグループが担当する論点である場合という条件を付け加える。これにより、グループが担当する論点を重点的に変化させる。また、突然変異率をして、多様性の維持の工夫もする。

以下に、グループごとの最適解の発見に用いる GA の設定を示す。

- 交叉方法: 独自の交叉方法
- 選択方法: ルーレット選択
- 突然変異: 有り エリート保存: 適合度上位 2 個体
- グループ数: 論点数 / 2

Step3: グループ間での個体の交換

(Step2) の途中、一定間隔でグループ間での個体の交換を行う。これは、分散 GA の移住に相当する操作で、全体の多様性を維持を目的とする。しかし、移住のように個体の交換を行うのではなく、各論点に関する情報を集約して、全グループで共有する方法を用いる。

まず、各グループごとに最も高い適合度を示す個体を求め、その個体から担当する論点の値を取得する。取得した各論点の値を集約して、個体を生成し、理想の個体とする。そして、理想の個体を次世代の各グループにエリートとして 1 個体保存する。

エリート以外の個体には、グループが担当する論点は 0~9 の値をランダムに割り当て、担当外の論点には、理想の個体の該当する論点の値を割り当てる。

(Step2) 及び (Step3) を任意の世代数繰り返して、最も高い適合度を示す個体が表す合意案を最終的な合意とする。

4. 評価実験

4.1 実験設定

提案手法を用いて、シミュレーション実験を行い、結果について考察を行う。

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 500 回試行した結果の平均値を用いる。最適解を求めるために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、提案手法により求めた解の効用を最適率 1.0 として、分散 GA、GA の結果と比較する。

本実験におけるパラメータは以下の通りである。論点の値域: [0,9], 制約数: 単項制約は 10, 単項制約を除く各次元の制約数は 5, 制約の最大効用: $100 * (\text{論点数})$, 制約の最大範囲: 7 (この設定では、例えば、以下の制約が妥当なものとして生成される), (論点 1, 論点 2, 論点 3) = ([2,6],[2,9],[1,3]), 個体数: $20 * \text{論点数} + 20$, 世代交代数: 500 とする。本実験のためにプログラムは JAVA で記述し、Windows XP Professional が動作している計算機 (Core2Quad 3.00GHz メモリ 3.25GB) 上で実験を行った。

4.2 実験結果

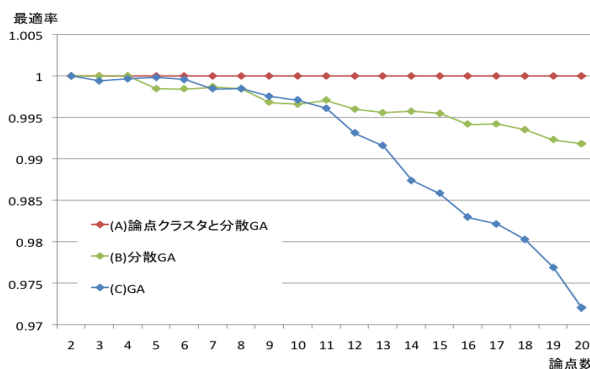


図 3: 論点数ごとの最適率

図 3 は、論点数ごとの最適率を示している。論点数 2~20 にかけて (A) は (B) 及び (C) の結果を上回っている。また、論点数 10 以降 (A) 及び (B) と (C) との差が大きく開いている。よって、提案手法が論点数の増加に対して有効であるといえる。

図 4 は、エージェント数ごとの最適率を示している。エージェント数 2~15 にかけて (A) が (B) 及び (C) の結果を上回っている。よって、提案手法がエージェント数の大小に関わらず有効であるといえる。

4.3 考察

図 3 の結果から、提案手法が論点数の増加に対して有効であるといえる。また、論点数 10 以降の、提案手法及び分散 GA と GA の差から、サンプル集団の分割が有効な手法であると考えられる。また、提案手法と分散 GA の差は、提案手法独自の方法の影響であると考えられる。

図 4 の結果から、提案手法がエージェント数の大小に関係なく有効であるといえる。しかし、エージェント数が大きくなると似たような効用空間をもつエージェントが複数存在する場

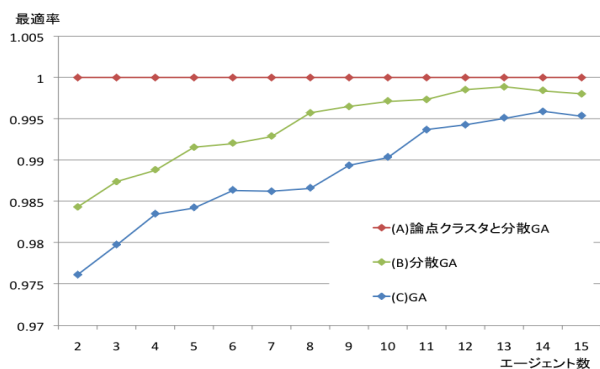


図 4: エージェント数ごとの最適率

合があり，論点間の依存度によるグループ分けの効果が弱まる可能性があると考えられる．

5. 関連研究

文献 [4] は，論点同士が相互依存関係にある非線形の効用関数を扱っている．そのなかで，オークションに基づく交渉プロトコルを提案している．この手法は，最適性は高いが，計算量の増加に伴い合意形成が困難になってしまう．そのため，サンプリング数や入札数に制限を設ける必要があり，スケーラビリティに課題があるといえる．

文献 [5] は，複数の論点が相互依存関係にある効用空間を使った絞り込みに基づく交渉メカニズムを提案している．この手法は，エージェント数を 10 としても最適解に近似した値が得られたと報告されている．しかし，論点数に関して論点数 10 以上になると最適率が低下する課題がある．

文献 [6] は，複数論点交渉問題において，交渉を行う際に出来るだけ効用情報を公開せずに合意を形成する手法を提案している．この手法は，論点数 10 以上における最適率の向上と，正直であることを前提としているために虚偽の申告があった場合の対策などが課題である．

文献 [7] では，複数論点交渉問題におけるプライバシー保護とスケーラビリティの向上を目的として，分散メディアータに基づく交渉手法と TOL，両者を合わせ持つハイブリッド型セキュア交渉プロトコルを提案している．これにより，効用情報を保護しつつも高い最適率を維持することに成功している．しかし，論点数やエージェント数の増加による最適性の低下の改善が課題である．

6. まとめ

本論文では，複数の論点が相互依存関係にある交渉問題に注目した．複数論点交渉問題では，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による最適率の低下が課題である．そこで，スケーラビリティの向上のため，論点クラスタと分散 GA を用いた手法を提案した．シミュレーション実験により，提案手法が分散 GA や GA と比較して，スケーラビリティの向上に有効であることを示した．今後の課題は，効用情報の公開に関するプライバシーの保護などの改善である．

参考文献

- [1] P. Faratin, C. Sierra and N.R. Jennings: "Using similarity criteria to make issue trade-offs in automated negotiations" *Artificial Intelligence*, pp.142:205-237 (2002).
- [2] L.K. Soh and X.Li: "Adaptive, confidence-based multi-agent negotiation strategy", *Proceedings of the Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS2004)* (2004).
- [3] S.Fatima, M.Wooldridge and N.R. Jennings: "Optimal negotiation of multiple issues in incomplete information settings", *Proceedings of Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS2004)* (2004).
- [4] 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).
- [5] 服部宏充, 伊藤孝行, Mark Klein, "複数論点交渉問題のための効用空間の絞り込みに基づくマルチエージェント交渉手法", *電子情報通信学会論文誌 D-I*, 「ソフトウェアエージェントとその応用特集号」, 電子情報通信学会 (2007).
- [6] 藤田桂英, 伊藤孝行, 服部宏充, "複数論点交渉問題におけるエージェントの公開範囲の調整に基づく交渉手段の実現", *コンピュータソフトウェア*, Vol.25, No4(2008), pp.167-180.
- [7] 藤田桂英, 伊藤孝行, "分散メディアータに基づく交渉手法におけるパレート最適性の検証", *JAWS-2008*, (2008)
- [8] 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
- [9] 畠中 一幸, 三木 光範, "並列分散 GA による計算時間の短縮と解の高品質化", *JSME 最適化シンポジウム講演論文集* (1998)
- [10] , 三木光範, 上浦二郎, "分散遺伝的アルゴリズムにおけるパラメータの検討 (第 1 報: 母集団内パラメータの解探索能力への影響)", *同志社大学理工学研究報告*, Vol.42, No.2 (2001), pp.106 - 116
- [11] 廣安知之, 三木光範, 上浦二郎, "分散遺伝的アルゴリズムにおけるパラメータの検討 (第 2 報: 移住に関連するパラメータの検討)", *同志社大学理工学研究報告*, Vol.42, No.2 (2001), pp.106 - 116