

# 複数論点交渉問題における論点間の依存関係を考慮した分散 GA によるグループ効用最適化手法

## A Negotiation Protocol based on Issue Clustering and Distributed Genetic Algorithms for Optimizing Group Utility

水谷 信泰<sup>1\*</sup> 藤田 桂英<sup>1,2</sup> 伊藤 孝行<sup>1,3,4</sup>  
Nobuyasu Mizutani<sup>1</sup> Katsuhide Fujita<sup>1,2</sup> Takayuki Ito<sup>1,3,4</sup>

<sup>1</sup> 名古屋工業大学 情報工学専攻 / 産業戦略工学専攻

<sup>1</sup> Computer Science and Engineering / School of Techno-Business Administration, Nagoya Institute of Technology

<sup>2</sup> マサチューセッツ工科大学スローン経営大学院

<sup>2</sup> Sloan School of Management, Massachusetts Institute of Technology

<sup>3</sup> 東京大学政策ビジョン研究センター

<sup>3</sup> Todai Policy Alternatives Research Institute

<sup>4</sup> JST さきがけ

<sup>4</sup> JST PREST

**概要:** マルチエージェントシステムの分野において、複数の論点が相互依存関係にある複雑な交渉問題が注目されている。既存の研究では、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が課題であった。本論文では、論点クラスタリングと分散 GA を用いたグループ効用最適化手法を提案する。さらに、シミュレーション実験により提案手法が、最適性や実行時間に関して既存手法より優れていることを示す。

**Abstract:** Most real-world negotiation involves multiple interdependent issues, which makes an agent's utility functions nonlinear. One of the main challenges in developing effective nonlinear negotiation protocols is improving scalability. In this paper, we propose a new method for decomposing a utility space based on interdependency of issues and employing the distributed genetic algorithms in each issue-group. In addition, the experimental results demonstrate that our method can find higher quality solutions and reduce the computational time than 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, 2, 3, 4, 5]。既存の研究 [6, 7, 5] の多くは論点同士が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、本研究では、複数の論点が相互依存関係にある複雑な交渉を対象とする。

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 [1, 3, 8]。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のスケーラビリティに課題がある。具体的には、効用空間の複雑化や計算時間の増大による、精度の低下や計算時間の増加が挙げられる。したがって、複雑な効用空間をもつ交渉を対象とした効率的かつ精度の高い交渉プロトコルが必要である。そこで、筆者らは本論文では論点クラスタリングと分散 GA を用いたグループ効用最適化手法を提案している [9]。

複数論点交渉問題において合意可能点の探索が困難

\*連絡先：名古屋工業大学  
〒466-8555 愛知県名古屋市昭和区御器所町  
E-mail: mizutani@itolab.mta.nitech.ac.jp

な理由は、論点間の相互依存関係によって効用空間が複雑になるためである。そこで、本手法では論点間の相互依存関係を考慮して論点をグループ分けし、論点クラスタリングを導入する。さらに、独自の交叉および移住を導入した分散 GA を導入し、効率的な分散処理に基づいた合意案の探索を実現する。また、論点クラスタリングを活かすために、グループごとに論点を割り当て、割り当てられた論点を中心に合意可能点の探索を行う。また、グループ間で個体の交換を行うことにより、グループごとに割り当てられた論点以外の論点に関する情報を共有する。

しかし、論文 [9] で提案されているグループ間の個体の交換手法では、交換後の新グループの個体構成が、各グループごとの最適解探索の結果により生成したエリート個体の優劣に依存する傾向が強い点が課題であった。論文 [9] の手法では、エリート個体が優秀であれば良い結果が期待できるが、良くない個体であった場合、良くない遺伝情報が全グループに広まる恐れがある。そこで、本論文では、新たな個体の交換方法を用いた論点クラスタリングと分散 GA を用いたグループ効用最適化手法を提案する。

また、論文 [9] では、論点数やエージェント数が増加した場合の最適性に関しては評価実験により検証が行われているが、計算時間に注目した効率化の検証が行われていない。そこで、本論文では、提案手法を用いたシミュレーション実験を行い、提案手法と単純に分散 GA や GA、さらに SA を導入した手法と比較して、最適性や実行時間に関して有効であるかを評価する。結果として論点クラスタリングと分散 GA を併用することで、分散処理による計算時間の短縮、対象とする問題の特徴を考慮したクラスタリングによる探索精度の向上を実現していることを示す。

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非線形効用空間と複数論点交渉問題について述べ、本研究で基盤となる分散 GA について説明する。そして、3. で論点クラスタリングと分散 GA を用いたグループ効用最適化手法を提案する。その後、4. で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複数論点交渉問題と分散 GA

### 2.1 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得られる効用は 55 であることを示している。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 は、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。社会的効用最大であれば、パレート最適を満たすため、個々のエージェントの効用に関しても、可能な限り最大化されたものであるといえる。

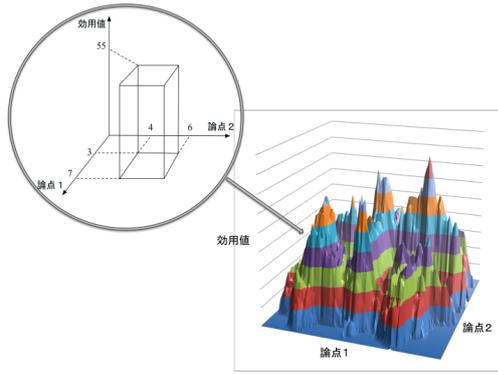


図 1: 二項制約と非線形効用空間の例

## 2.2 複数論点交渉問題

複雑な効用空間を仮定した、複数論点交渉問題に関する既存の研究を挙げる。文献 [8] 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。そこで、オークションに基づく交渉プロトコルを提案している。本文献の手法は、最適性は高いが、論点数やエージェント数が増加した場合の計算量の増加に伴い合意形成が困難となる課題がある。文献 [1] は、GA を用いてパレートフロントを求める GA による合意最適化手法を提案している。文献 [1] では、染色体にランキング情報を付加することにより、パレートフロント付近の合意案の発見を実現している。また、最適化の方向付けを行うことで、扇状に広がるパレートフロントの探索を実現している。

本論文で提案する手法は、エージェントの効用情報をメディエータが集めて、メディエータが合意可能点を探索することで合意形成をする。エージェントの効用情報を集め合意可能点を探索する手法は上記の既存の手法と比較して以下の利点がある。(1) アルゴリズムの設計や実装が容易 (2) 十分な効用情報に基づくため精度を維持しやすく、計算効率も良い。現実世界においても、同プロジェクトチーム内での共同設計など、効用情報をメディエータに集約して合意形成を行う場面はありうる。一方、エージェントの効用情報を公開する手法の課題として、プライバシーの保護の改善が挙げられる。文献 [3] ように暗号技術を応用したプライバシーを保護する手法も存在する。

## 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 [10] を応用する。一般的な遺伝的アルゴリズム (GA) では、単一の母集団内で遺伝的操作を行うことで探索を実行するのに対して、

分散 GA では、母集団を複数のサブ母集団に分割する点の特徴である。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 [11]。

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。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 と同様に、分散 GA での移住においてもパラメータの設定が重要である。本研究では、提案手法と出来るだけ同条件にすることを考慮してパラメータを設定した。

## 3 論点クラスタリングと分散 GA を用いたグループ効用最適化手法

本研究で提案する論点クラスタリングと分散 GA を用いたグループ効用最適化手法について説明する。本手法では、論点間の相互依存関係を考慮した論点クラスタの作成を行い、各グループにいくつかの論点を割り当て、グループごとに割り当てられた論点を中心に合意可能点の探索を行う。また、グループ間での個体の交換を行い、他のグループと情報を共有することで、全体としてすべての論点の最適化を目指す。

本手法では、1つの個体を1つの合意案とする。そこで、各個体の遺伝子座をそれぞれ論点と見なし、各論点をもつ範囲の値をとる。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合意案の効用値を用いる。

以下の Step1, Step2, 及び Step3 で本手法の流れを示す。

### Step1: 論点クラスタリングによるグループ分け

最初に、論点のグループ分けを行う。本研究が対象とする複雑な問題空間では、単に個体をランダムに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、論点クラスタリングに基づいた、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す、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ごとに、該当する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。例えば、ある制約 A が論点1~3に関わるものであった場合、論点1と論点2、論点2と論点3、論点1と論点3の依存度に1ずつ加える。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。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。以上の  
 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、論点クラスタリングによるグループ分けの特  
 徴を活かすために、グループに割り当てられた論点に  
 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(図2)。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、さらに、グループが  
 割り当てられた論点である場合という条件を付け加える。  
 これにより、グループが割り当てられた論点を中心に  
 変化させる。また、独自に交叉方法により、変化させ  
 る遺伝子数が少なくなる可能性があるが、突然変異率  
 の調整を行い、多様性の維持の工夫もする。

**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。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、求めら  
 れた個体からグループが割り当てられた論点の値を取  
 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(図3)。そして、理想の個体を交換  
 後の各グループにエリートとして2個体保存する。

エリート以外の残りの個体は、2つの交換方法で他  
 のグループと遺伝情報の交換を行う。まず、1つ目の方  
 法では、グループが割り当てられた論点は論点を取り  
 うる範囲のうち一様分布に基づく乱数に基づいて割り  
 当て、それ以外の論点には、理想の個体の該当する論  
 点の値を割り当てた個体に置き換える。2つ目の方法  
 では、ランダムに交換相手のグループを決定して、適合  
 度の高い個体をグループ間で交換する。また、全く手  
 を加えない個体も存在する。本手法で用いるグループ  
 間での個体の交換方法では、エリート、エリートに基  
 づく論点の値の変更、ランダムな他グループとの個体

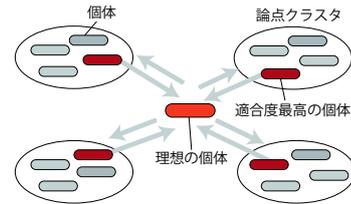


図3: グループ間での個体の交換: 理想の個体

理想の個体: (0, 1, 9, 4, 8, 3)  
 各グループに割り当てられた論点  
 (Group1: 論点3 & 4, Group2: 論点1 & 5, Group3: 論点2 & 6)

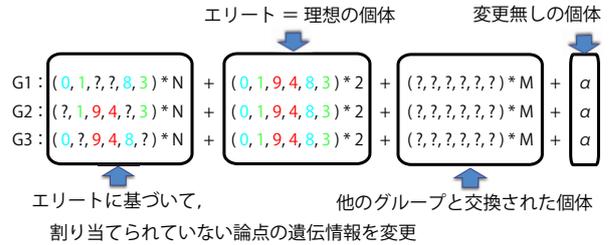


図4: グループ間での個体の交換: 交換後の個体構成

交換, 変更無し, と複数の手法が用いられており、交  
 換後の新グループの個体構成に占める各手法の割合  
 の設定が重要である(図4)。

(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示す合意案を最終的  
 な合意案とする。

**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100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、計算量的困難が生じる  
 ため、提案手法により求めた解を最適率1.0として用  
 いる。本実験では、分散GA及びGAの結果と比較し、  
 実行時間に関しては、さらにSAを比較対象に加える。

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\*(論  
 点数), 制約の最大範囲: 7. 提案手法, 分散GA及び  
 GAのすべてに共通して、個体数: 20\*論点数 + 20,  
 世代交代数: 500世代とする。分散GA及びGAの設  
 定は、交叉方法: 一点交叉, 親の選択方法: ルーレ  
 ット選択, 突然変異: 有り, 突然変異率: 1/論点数, エ  
 リート保存: 適合度上位2個体とする。分散GAの移  
 住に関する設定は、サブ母集団数: 論点数/2, 移住先  
 のサブ母集団の決定方法: ランダム, 移住する個体の

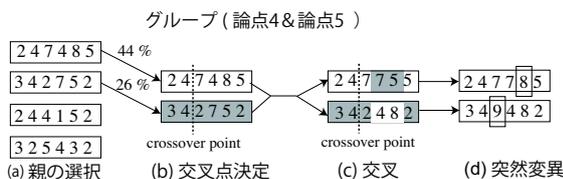


図2: 交叉方法

選択方法：適合率上位優先，移住率：0.5，移住間隔：100 世代とする．SA に関する設定は，初期状態数：20 \* 論点数 + 20 としてランダムに変化させ，初期温度：100 + 論点数 \* 20 度として，500 回の繰り返しで温度を 0 度まで下げるものとする．

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 5 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) 提案手法は (B) 分散 GA 及び (C) GA の結果を上回っている．また，論点数 10 以降，(A) 提案手法及び (B) 分散 GA と (C) GA との差が大きく開いている．これにより，GA の母集団を分割することが論点数の増加に対するスケーラビリティの向上に有効な手法であるといえる．また，(A) 提案手法と (B) 分散 GA の差は，提案手法における論点クラスタリングの影響によるものであると考えられる．図 6 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) 提案手法が (B) 分散 GA 及び (C) GA の結果を上回っている．エージェント数が増加した場合，(A) 提案手法や (B) 分散 GA と (C) GA の差は一定のまま開いており，エージェント数の増加に対して，分散 GA の適用が有効であることを示している．一方，エージェント数が増加した場合，(A) 提案手法と (B) 分散 GA との差が若干狭まるのは，似たような効用空間を持つエージェントが重複することで，論点間の依存関係に基づく論点クラスタリングの効果が弱まるためだと考えられる．

図 7 及び図 8 は，論点数，エージェント数ごとの実行時間 (ミリ秒) を示している．どちらのグラフでも，(A) 提案手法，(B) 分散 GA と (C) GA，(D) SA との実行時間の差が大きく開いており，分散処理を用いた

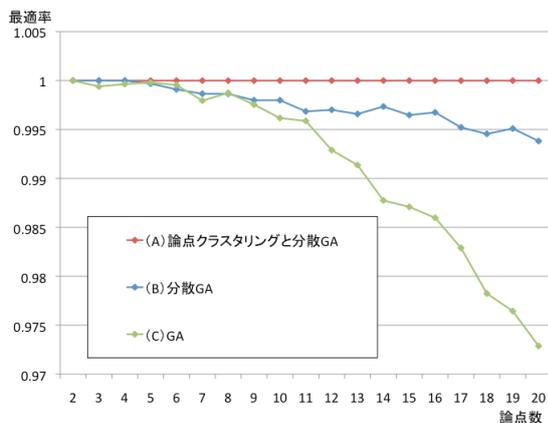


図 5: 論点数ごとの最適率

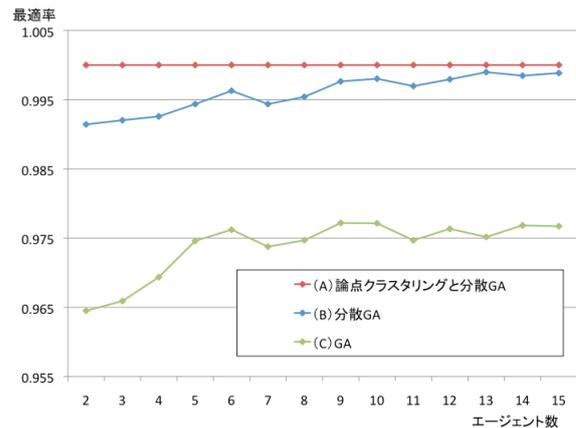


図 6: エージェント数ごとの最適率

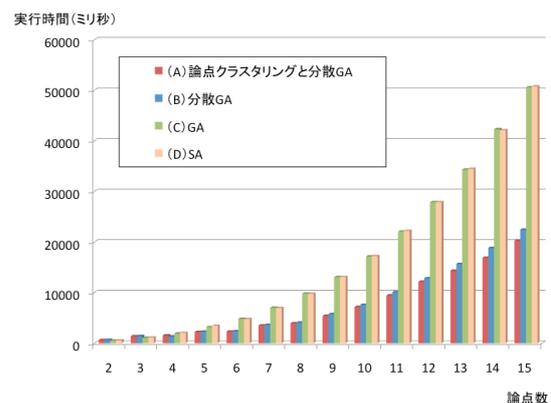


図 7: 論点数ごとの実行時間 (ミリ秒)

手法が実行時間の削減に有効であることを示している．また，図 7 では，論点数の増加に従い，実行時間の差が次第に大きく開いている．自動交渉の目的の 1 つは高速な処理による効率化であるため，計算時間も重要な評価指標である．図 7 及び図 8 では，実行時間の短縮を実現しており，問題の更なる大規模化に対しても，分散処理の有効性を示している．また，計算機の CPU のマルチコア，マルチスレッド化が進んでおり，分散処理が可能である点は本手法の特長であるといえ，より良い分散処理環境が整えば，提案手法の優位性はさらに高まる．

## 5 関連研究

文献 [12, 2] は，時間制約がある場合の多属性交渉アルゴリズムを提案している．本文献では，効用を属性ごとに分割できる多属性効用を用いており，属性間の依存関係は仮定していない．時間制約があり，時間の経過に従い，価値に対する割引が働く．文献 [12] では，逐次的に属性ごとに交渉を続けることで，ナッシュ均衡が得られる戦略を導き出している．文献 [13] は，二

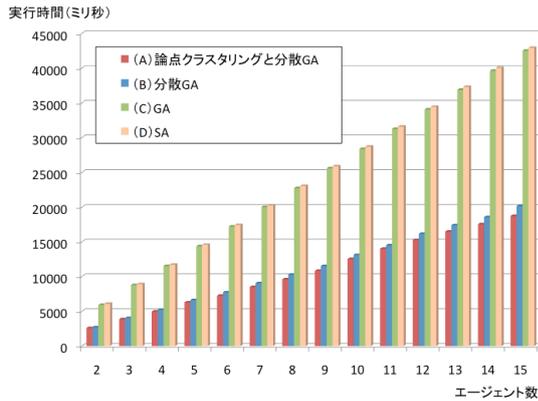


図 8: エージェント数ごとの実行時間 (ミリ秒)

者間の複数論点の交渉問題を取り扱っており、提案した手法がパレート最適性を満たす解を探すことが可能であることが示されている。ただし、論点間の依存関係と依存による複雑な効用空間は扱っていない。文献 [14] は、非線形効用関数を単純な効用関数へ重み付き近似を行い、合意形成の計算量を削減している。本文献では、共通の知識を持っている前提をもとに近似している。本論文では、非線形効用関数を近似することなくそのまま扱う。文献 [15] は、二項制約を含む中規模の双方向型の交渉問題を対象とし、メダイエータが準最適な解を得ることが出来る、シミュレーテッドアニーリングに基づく手法を提案している。本論文では、高次の依存関係と多数のエージェントが存在するより複雑な交渉問題に関して、高い最適性を議論している。文献 [16] は、電子商取引における二者間の複数論点の交渉問題に対して効用空間を効用グラフを用いて取り組んでいる。本論文と同様に、論点間の依存関係を扱っているが、二者間の交渉に限定されている。

## 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対するスケーラビリティに関する課題があった。そこで、論点クラスタリングと分散 GA を用いたグループ効用最適化手法を提案した。シミュレーション実験により、提案手法が、最適性や実行時間に関して、既存の手法より有効であることを示した。今後の課題としては、効用情報の公開に関するプライバシーの保護やさらなる精度の向上が必要である。

## 参考文献

[1] 伊藤, M. Klein: “多論点交渉問題のための GA に基づくエージェント間の合意最適化機構”, 合同エージェント

ワークショップ&シンポジウム (JAWS2009) (2009).

[2] S. S. Fatima, M. Wooldridge and N. R. Jennings: “Approximate and online multi-issue negotiation”, Proc. of th 6th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems (AAMAS-2007), pp. 947–954 (2007).

[3] 藤田, 伊藤: “分散メダイエータに基づく交渉手法におけるパレート最適性の検証”, 合同エージェントワークショップ&シンポジウム (JAWS2008) (2008).

[4] C. M. Jonker, V. Robu and J. Treur: “An agent architecture for multi-attribute negotiation using incomplete preference information”, Journal of Autonomous Agents and Multi-Agent Systems, **15**, pp. 221–252 (2007).

[5] R. K. Lau: “Towards genetically optimised multi-agent multi-issue negotiations”, Proc. of 38th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS-2005) (2005).

[6] S. S. Fatima, M. Wooldridge and N. R. Jennings: “Optimal negotiation of multiple issues in incomplete information settings”, Proc. of Third International Joint Conference on Autonomous Agent and Multi-Agent Systems (AAMAS-2004), pp. 1080–1087 (2004).

[7] 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).

[8] 服部, 伊藤, M. 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, **J89-D**, 12, pp. 2648–2660 (2006).

[9] 水谷, 藤田, 伊藤: “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”, 第 24 回人工知能学会全国大会 (JSAI2010) (2010).

[10] 金子, 三木, 廣安: “分散 GA における解探索メカニズム”, Technical report, 数理モデル化と問題解決研究報告 IPSJ 2000(38) pp.21-24 (2000).

[11] 島中, 三木: “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).

[12] S. S. Fatima, M. Wooldridge and N. R. Jennings: “Multi-issue negotiation with deadlines”, J. Artif. Intell. Res. (JAIR), **27**, pp. 381–417 (2006).

[13] G. Lai, C. Li and K. Sycara: “A general model for pareto optimal multi-attribute negotiations”, Proc. of The 2nd International Workshop on Rational, Robust, and Secure Negotiations in Multi-Agent Systems (RRS-2006) (2006).

[14] K. Hindriks, C. Jonker and D. Tykhonov: “Interdependencies between issues for multi-issue negotiation”, Cooperative Information Agents X, Lecture Notes in Computer Science, **4149**, pp. 301–316 (2006).

[15] M. Klein, P. Faratin, H. Sayama and Y. Bar-Yam: “Negotiating complex contracts”, Group Decision and Negotiation, **12**, 2, pp. 58–73 (2003).

[16] V. Robu, D. J. A. Somefun and J. L. Poutre: “Modeling complex multi-issue negotiations using utility graphs”, Proc. of the 4th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS 2005) (2005).