

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

服部 宏充^{†,††} 伊藤 孝行^{†,††} Mark Klein[†]

An Auction-Based Negotiation Protocol for Agents
with Nonlinear Utility Functions

Hiromitsu HATTORI^{†,††}, Takayuki ITO^{†,††}, and Mark KLEIN[†]

あらまし 複数の論点を含む交渉問題を扱う研究領域として、多論点交渉問題 (Multi-issue negotiation) が有望視されている。既存の研究では、論点の独立性が仮定されていたため、エージェントは、線形の効用関数から得られる各論点に関する効用の総和を取ることで、解を得る事ができた。実世界の問題においては、複数の論点が相互依存関係にあり、複雑な非線形の効用関数をとる場合が多く、既存手法の適用には限界がある。本論文では、より一般性の高い、非線形の効用関数を仮定した交渉問題に対して有用な、新たな交渉プロトコルを提案する。具体的には、エージェントによる、効用空間のサンプリングに基づく提案の生成手法、およびオークションメカニズムに基づく、社会的効用の最大化のための合意形成手法を提案する。実験的評価により、非線形の効用空間において、提案プロトコルが既存手法を凌ぐ性能を持つ事を示す。また、提案プロトコルを、誘因両立な性質を持つプロトコルとして理論的に拡張可能である事を示す。

キーワード 多論点交渉問題, 非線形効用, オークション, マルチエージェントシステム

1. ま え が き

マルチエージェント研究分野において、複数の論点が存在する交渉問題 (多論点交渉問題: Multi-issue negotiation problem) が重要な研究課題となってきた。これまでに多くの研究成果が報告されている [1]~[4]。既存の研究は、各々の論点が互いに独立している問題を対象としている。そのため、エージェントの効用関数を線形の関数として表現することができ、単一最適化のアプローチが可能となる。しかし、実世界における交渉問題は複雑であり、複数の論点が相互に依存関係にあるケースが多い。例えば、複数の設計者が共同で車の設計を行う場合、キャブレターの選択と、採用するエンジンには高い依存関係が存在する。設計者はこの依存関係を考慮しながら、部品の選択を

決定する必要がある。論点間の依存関係を導入するために、各エージェントの効用関数は複雑な形式で表現される。すなわち、多目的最適化を要する非線形の関数として表現される。線形の効用関数に適した既存の交渉プロトコルは、非線形の効用関数に基づく問題に対しては、不十分であることが分かっている [5]。

本論文では、エージェントの非線形の効用関数を仮定した、オークションメカニズムに基づく多論点交渉プロトコルを提案する。エージェントは、局所最適解を探索するために、各々の効用空間において合意案のサンプリングを行う。サンプリング結果に基づき、制約表現に基づいた入札を生成する。ここでの制約とは、各論点に関して、効用が得られる範囲を表現したものである。制約表現を用いることで、効用空間を効率的に表現できる。例えば、 10^{10} 程度のサイズの問題においても入札の生成が可能である。提案プロトコルでは、メタデータが社会的効用を最大化する入札の組合せを決定する。本論文では、線形の効用関数に適した既存の交渉プロトコルに対して、提案プロトコルが十分な優位性を持つことを実験によって明らかにする。さ

[†] マサチューセッツ工科大学, ケンブリッジ市
Sloan School of Management, Massachusetts Institute of
Technology, NE20-336, Cambridge, MA 02142

^{††} 名古屋工業大学大学院工学研究科, 名古屋市
Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Tech-
nology, Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya, Aichi 466-8555

らに、提案手法が、ある条件の下での準最適性を保証できることを示す。また、Groves メカニズムの概念に基づいて、提案プロトコルを、誘因両立性を持つプロトコルに、理論的に拡張可能である事を示す。

本論文の構成を以下に示す。2. では、非線形の効用関数によって表現される、多論点交渉問題のモデルを示す。3. では、非線形の効用関数に適した、オークションメカニズムに基づく交渉プロトコルについて述べる。4. では、提案プロトコルの性能に関する評価を行う。5. では、提案プロトコルが誘因両立性を持つように理論的な拡張を試みる。6. では、関連研究との比較を行い、本研究のオリジナリティを明確化し、7. で結論を述べる。

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。 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、個々にユニークな制約集合を持つ。

本論文では、1. に示した車の設計問題のような、基本的な意思決定問題の形式を想定しており、具体的な例として、学会や会議などのために手配する会場仕様の決定といった問題も挙げられる。本例では、コストやキャパシティなどが具体的な論点として考えられ、それぞれに関して、“50-70 万円” や “70-90 万円”、および “50-100 人” や “100-150 人” といった形式で選択肢が与えられるケースが考えられる。各選択肢に対して、個々の論点、および他の論点との関係を考慮して評価値を決め（例えば、「より大きな会場が確保でき

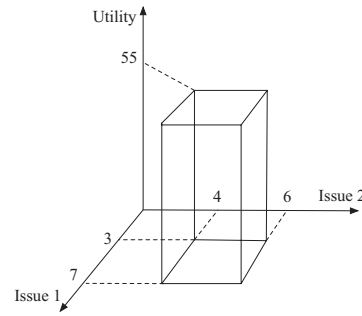


図 1 二項制約の例
Fig. 1 Example of a constraint

るならば、コストが多少大きくなって良い」など）、各論点に関する解を決定する。ここで、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。本論文で用いる制約表現では、これらの情報を表現するのに十分であり、想定する問題を扱うことが可能である。また、複数の制約の間に何らかの関係を定義するメタ制約を導入することで、さらに詳細な選好情報を表現することは可能であるが、問題が複雑化し、求解がより困難となる。本論文では、効用の性質が線形から非線形に変わった場合の、独自のアプローチについて議論する事に力点を置くこととし、制約間の複雑な関係を前提とする問題の扱いについては、今後の課題である。

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、本論文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 2 に、非線形の効用空間の例を示す。本例では、各々 $[0, 99]$ の値域を持つ 2 つの論点が存在するため、効用空間は 3 次元のグラフとして表されている。また、単項制約（1 つの論点にしか関係しない制約）、二項制約（2 つの論点に関係する制約）が、それぞれ 50 個と 100 個あるとする。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

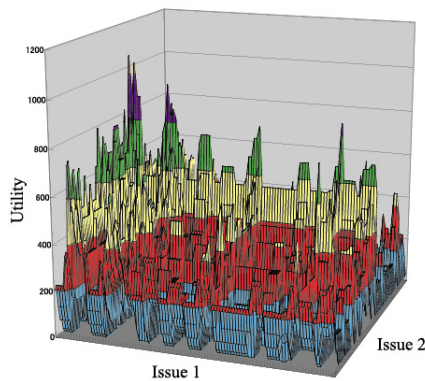


図 2 非線形効用空間の例

Fig. 2 Example of nonlinear utility space for a single agent

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、合意案の効用は個々の論点に関する効用の加重和であるため、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、本論文では、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。

非線形の効用関数を持つエージェント間で最適な合意を発見するための探索手法として、非線形最適化手法であるシミュレーテッドアニーリングや、進化的アルゴリズムの利用が考えられる。本論文では、これらの探索手法をエージェント間交渉の解法として採用しない。なぜなら、探索を行うためには、エージェントが効用に関する完全な情報を公開する必要があるからである。本論文では、既存の多くの研究と同様に、エージェントを、実世界におけるユーザの代行者として交渉を行う主体として考える [6] ~ [8]。エージェントは、ユーザに代わって、交渉における効用の最大化を試みる。ここで、効用に関する完全な情報の公開、すなわち真の選好情報を明らかにする事は、通常、実世界のユーザにとって好ましくない。また、エージェントは、利己的な効用最大化者であるため、真の選好情報の申告が必ずしも期待できない。実際に、制度設計に関する研究では、虚偽の申告が有効であるケースが存在し得ることを認識し、その上で、虚偽申告をいかに防ぐかが研究されている [9]。従って、実際にエー

ジェントを利用するユーザの観点、および効用最大化を目的とした場合に真の申告が必ずしも期待できないという理論点観点から、エージェントが効用に関する完全な情報を公開することは非現実的であり、ゆえに、エージェントから効用に関する完全な情報を一か所に集め、シミュレーテッドアニーリングや、進化的アルゴリズムの利用に基づいて求解を行う方法は、本論文では採用しない。

本論文で提案する交渉プロトコルの目的関数は、以下のように表現できる。ここで、 Ag はエージェントの集合を表し、 $|Ag| = N$ である。

$$\operatorname{argmax}_{\vec{s}} \sum_{i \in Ag} u_i(\vec{s}) \quad (1)$$

言い換えると、提案プロトコルは社会的効用、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。

3. オークションメカニズムに基づく交渉プロトコル

オークションに基づく交渉プロトコルは以下の 4 つのステップから成る。

[Step 1: サンプリング] 効用の高い合意案が存在する範囲を特定するために、エージェントが、各々の効用空間でサンプリングを行う。ここでのサンプリングの概念を、図 3 を使って具体的に説明する。図では、可能な合意案から得られる効用が、複雑なグラフを描くことが示されている。エージェントは、一様分布に従う乱数に基づいてあらかじめ決まった数の合意案をサンプルとして取得する（図 3 の黒点）。ここで、取得するサンプル数が少なすぎる場合、エージェントが高効用のサンプルを見逃す可能性が高くなり、その結果、不十分な効用しか得られない場合が多くなる事に注意されたい。

[Step 2: サンプルの調整] Step 1 のサンプリングでは、取得したサンプルが局所最適解を的確にとらえる事が保証されない。そこで、各エージェントは、シミュレーテッドアニーリング [10] に基づく非線形最適化を行い、サンプリングポイント周辺の局所最適解の発見を試みる。図 3 にその概念を示す。図に示す通り、Step 1 におけるサンプリングポイントを起点として、局所的なシミュレーテッドアニーリングを実行することで、サンプリングポイント周辺の最適解を発見する。

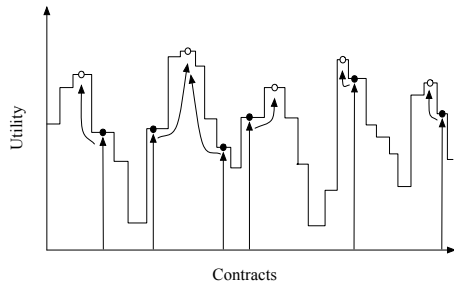


図3 効用空間におけるサンプリングとその調整
Fig.3 Sampling the utility space and adjustment of sampled contract points

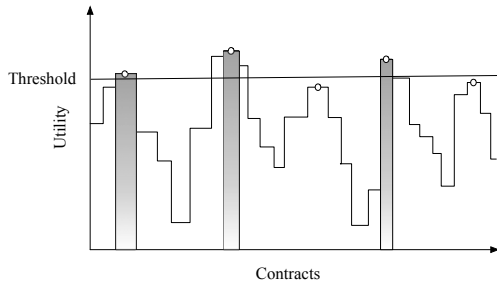


図4 入札の生成
Fig.4 Bid generation

[Step 3 : 入札の生成] エージェントは、サンプルを調整して得られた各合意案 \bar{s} に関して、効用を計算する．効用は、合意案 \bar{s} が充足する制約の効用の総和である．効用が閾値 δ を超えている場合に限り、エージェントは入札を生成する．生成する入札は、合意案 \bar{s} と同一の効用が得られる、周辺の全ての合意案をカバーするように生成される．このような入札は、合意案 \bar{s} によって充足される全ての制約の共通部分を取る事で、容易に生成できる．図4に概念を示す．図に示す通り、 δ 以上の効用が得られる合意案（図中の白点）だけでなく、同様の効用が得られる合意案（図中の灰色部）が入札の生成に用いられる．

Step 1, Step 2, および Step 3 は以下のようにまとめられる．ここでは、記述の簡単のため、制約 c の充足によって得られる効用を v_c と表す．

SN : The number of samples

T : Temperature for Simulated Annealing

V : A set of values for each issue, V_m is for an issue m

1: **procedure** bid-generation_with_SA(Th , V , SN , T)

```

2:    $P_{smp} := \emptyset$ 
3:   while  $|P_{smp}| < SN$ 
4:      $P_{smp} := P_{smp} \cup \{p_i\}$  (randomly selected from  $P$ )
5:    $P := \prod_{m=0}^{|I|} V_m, P_{sa} := \emptyset$ 
6:   for each  $p \in P_{smp}$  do
7:      $p' := \text{simulatedAnnealing}(p, T)$ ,
        $P_{sa} := P_{sa} \cup \{p'\}$ 
8:   for each  $p \in P_{sa}$  do
9:      $u := 0, B := \emptyset, BC := \emptyset$ 
10:    for each  $c \in C$  do
11:      if  $c$  contains  $p$  as a contract and  $p$  satisfies  $c$  then
12:         $BC := BC \cup c$ ,
          $u := u + v_c$ 
13:      if  $u \geq Th$  then
14:         $B := B \cup (u, BC)$ 

```

[Step 4 : Winner Determination] メディエータは、全ての入札の組合せを考慮し、最終的な合意を決定する．ここでは、各エージェントにつき1つの入札を採用し、互いに無矛盾で、最も効用の高い入札の組合せを決定する．具体的には、まず、各入札が持つ論点に関する値の範囲の共通部分を求める．もしも共通部分が存在するならば、その入札の組合せは無矛盾であり、可能性のある合意案となる．メディエータは、それらの合意案の中で最も効用が高いものを、最終的な合意として選択する．入札が真の申告であると仮定するならば、決定された合意によって社会的効用は最大化される（図5）．各エージェントは、合意に含まれた入札の価値をメディエータに支払う．ここでは、誘因両立性、すなわちエージェントが真の価値を入札する事を保証する支払いスキームを用いる．詳細は後述する．

メディエータは、社会的効用を最大化する入札の組合せを見つけるために、枝刈り付きの幅優先探索を行う：

B : A set of bid-set of each agent ($B = \{B_0, B_1, \dots, B_n\}$, a set of bids from agent i is $B_i = \{b_{i,0}, b_{i,1}, \dots, b_{i,m_i}\}$)

1: **procedure** search_solution(B)

2: $SC := B_0, i := 1$

3: **while** $i < |Ag|$ **do**

4: $SC' := \emptyset$

5: **for each** $s \in SC$ **do**

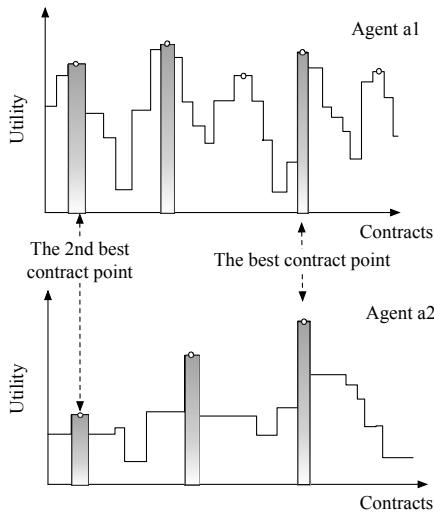


図 5 合意案の決定 (勝者決定)
Fig. 5 Winner determination

```

6:   for each  $b_{i,j} \in B_i$  do
7:      $s' := s \cup b_{i,j}$ 
8:     if  $s'$  is consistent then
9:        $SC' := SC' \cup s'$ 
10:     $SC := SC', i := i + 1$ 
11:   $maxSolution = getMaxSolution(SC)$ 
12:  return  $maxSolution$ 

```

上記のアプローチにより、最適解の発見を保証できることは容易に説明できる。全てのエージェントが、それぞれの効用空間に対して網羅的にサンプリングを行い、かつ閾値を 0 に設定しているならば、エージェントは、自身の完全な効用関数を入札によって表現することになる。全てのエージェントから完全な効用関数を受け取ったメディーエータは、社会的効用を最大化する合意を導き出すために、全ての入札の組合せに対して、網羅的な探索を行う。しかし、このアプローチが現実的に適用可能なのは、問題の規模、すなわち探索空間が非常に小さい場合のみである。入札の生成の計算コストは、サンプリングする効用空間のサイズに依存する。網羅的にサンプリングを行う場合、各論点を取り得る値の数を V とすると、計算オーダーは $\mathcal{O}(V^M)$ となる、また、解となる入札の組合せの決定 (勝者決定) にかかる計算コストは、エージェントあたりの入札数を B とすると、計算オーダーは $\mathcal{O}(B^N)$ となる。そのため、論点数 M 、およびエージェント数 N の増加による問題のスケールアップによって、入札

の生成、および勝者決定にかかる計算コストは指数関数的に増加する。従って、現実的な適用を考慮した場合、サンプリング数を抑え、エージェントが生成する入札数に制限を設けて、勝者決定にかかる計算時間を現実的な範囲で停止させる必要がある。その一方で、サンプリング数と、生成する入札数の制限は、より良い解を得る可能性を低下させることになる。すなわち、サンプリング数 / 入札数に関して、解の質と計算コストにトレードオフが生じる。本論文では、このトレードオフに関する議論を後述する。

4. 評価実験

4.1 実験の設定

本実験では、ランダムに生成された効用関数を持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取る。本実験では、比較対象として最適値を求めるが、網羅的な探索を行った場合、問題がスケールアップするにつれて、計算量的な困難が生じる。そこで、最適値に近似した値を求めるために、シミュレーテッドアニーリング (SA) [10] を用いることとし、比較のための基準として用いる。SA は初期の温度を 50 度として、2,500 回の繰り返し処理を経て温度を 0 まで下げることとし、初期解はランダムに選択する。本節で示す実験にある通り、シミュレーテッドアニーリングによる求解によって質の高い解が得られ、またアルゴリズムの性質上、計算時間も高速である。この手法では、エージェントが効用に関する完全な情報をメディーエータに公開し、集中処理による求解を行うことになる。2. で述べた通り、本論文では、エージェントが効用に関する完全な情報を公開する事は非現実的な設定であり、この設定を前提とする手法は、本論文で対象とする問題の求解手法として採用しない。本実験では、提案プロトコルの性能評価のために、厳密解に近似した解が必要であるために、比較対象としてのみ本手法を採用している。

実験では、山登り法に基づくプロトコル (HC) と、ランダムサンプリングを用いた提案手法 (AR) の比較を行う。HC プロトコルは、山登り法に基づき、メディーエータを介して行われる交渉プロトコルである [11]。探索は、ランダムに生成した初期解から開始される。メディーエータは、初期解を変形した新たな解候補を生成し、交渉に参加しているエージェントに送信する。送信された解候補を、全てのエージェントが以前の解よりも好ましいと判断した場合のみ、解が更新される。

メディアータが、新たな解候補を生成出来なくなったら探索は終了する。アルゴリズムは以下の通りである。

I : A set of issues ($I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$)

V : A set of values for each issue (V_n is for an issue i_n)

- 1: procedure systematicLS(I, V)
- 2: $S :=$ initial solution (set randomly)
- 3: for each $i \in I$ do
- 4: for each $j \in V_i$ do
- 5: $N := S$ with issue i 's value set to j
- 6: if all agents accept N then $S = N$
- 7: return S

現在の実装では、1つの論点に関して、全ての可能な変更が一回ずつ提案されるため、HC プロトコルの繰り返し処理のステップ数は、高々、論点の取りうる値と論点の数の積となる。例えば、値域が $[0, 9]$ の論点が 10 個あるとすると、100 ステップとなる。HC プロトコルは、線形の効用空間を対象とした既存研究で用いられるプロトコルの典型的なものであるため、本実験における比較対象とした。

本実験における各パラメータは以下の通りである。

- エージェント数: 2 ~ 5
- 論点数: 1 ~ 10
- 論点の値域: $[0, 9]$
- 制約数 (線形効用空間): 10 (単項制約のみ)
- 制約数 (非線形効用空間): 5 (単項制約), 5 (二項制約), 5 (三項制約)。すなわち、各次元の制約数は 5
 - 制約の最大効用: $100 \times (\text{論点数})$ 。従って、多くの論点に関して条件を満たす制約は、平均して、効用がより高くなる。本設定は、多くの問題領域において妥当であると考えられる。例えば、ミーティングスケジューリングにおいて、各論点を、個々の参加者のスケジューリングの可否として定義した場合、より多くの参加者に関する制約が、より少数の参加者に関する制約より重要とするのは、自然な設定である。
 - 制約の最大範囲: 7。この設定の下では、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) = ($[2, 6], [2, 9], [1, 3]$)。
 - サンプル数: (論点数) \times 200。
 - 入札生成時の閾値: 100
 - 1 エージェント当りの入札数の上限: $\sqrt[3]{6400000}$ (N : エージェント数)。本設定により、勝者決定にお

表 1 線形効用関数に関する最適率 (エージェント数: 4)

Table 1 Optimality with linear utility function: HC Protocol (4 agents)

論点	2	3	4	5	6
HC	0.991	0.998	0.989	0.986	0.987
論点	7	8	9	10	
HC	0.986	0.996	0.988	0.991	

いて、6,400,000 以上の入札の組合せは計算されないため、実用的な計算時間内で解が得られる。

また、個々のエージェントがサンプリングの際に行うシミュレーテッドアニーリングでは、初期の温度を 30 とし、処理を 30 回繰り返す。サンプリング時のシミュレーテッドアニーリングの目的は、サンプリングポイント周辺の (局所的な) 最適解を得る事である。そのため、探索範囲が拡大し過ぎないために、初期の温度設定を低めにし、また処理回数も少なく抑えている。

本実験のためのプログラムは Java2 (Ver. 1.4.2) で記述し、MacOSX 10.4 が動作している PowerMac G5 (CPU Dual 2GHz・メモリ 1.5GB) 上でシミュレーションを行った。

4.2 実験結果

最初に、線形の効用関数のケースに関する結果を示す。このケースは、既存研究で注目されてきた問題であり、個々の論点は互いに独立している。表 1 に示す通り、HC プロトコルは規模の大きい問題に対してもほぼ最適な結果が得られている。これは、個々の論点独立であるため、メディアータは論点ごとに独立して最適化が可能だからである。すなわち、メディアータは、論点 1 の最良の値を決定し、次に論点 2 の値を決定する、といったように、各論点について順番に最良の値を決定することができる。全ての論点に関して最適化を行った結果、最適解に非常に近似した解が得られる^(注1)。

しかし、エージェントの効用関数が相互に依存する、非線形の効用関数を用いた場合、得られる結果は大きく変化する。図 6 に、エージェント数を 4 に設定した場合の、社会的効用の変化の様子を示す。ここでは、交渉に成功した、すなわち正の効用が得られた場合のみ有効な試行とみなして最適率の計算に含めることとし、解の質を厳密に比較する。図に示す通り、この

(注1): エージェントは、自身の効用が低下する合意案を容認することで社会的効用が増加する場合であっても譲歩はしないため、最適解は保証されない。

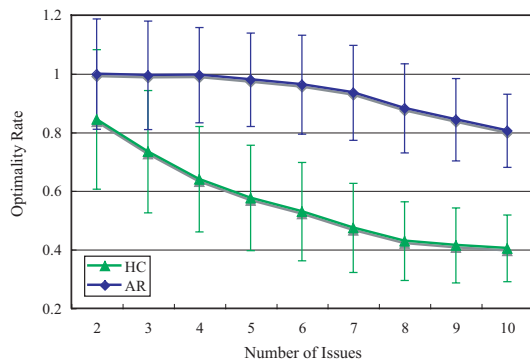


図 6 非線形効用関数を用いた場合の社会的効用 (エージェント数: 4)

Fig. 6 Social welfare with nonlinear utility functions (4 agents)

表 2 線形効用関数に関する AR プロトコルの最適率 (エージェント数: 4)

Table 2 Optimality with linear utility function: AR Protocol (4 agents)

論点	2	3	4	5	6
AR	0.992	0.998	0.989	0.986	0.986
論点	7	8	9	10	
AR	0.980	0.978	0.949	0.943	

ケースでは、HC プロトコルから得られる結果は大幅に低下する。例えば、論点数が 10 の場合では、得られる社会的効用の平均値は最適値の 40% にまで低下する。これは、各エージェントが、複数の局所最適値を持つ多峰の効用関数を持つため、より良い解が存在する場合でも、メディーエータによる探索が局所最適解に陥ったまま終了しやすいからである。対照的に、AR プロトコルでは、非線形の効用関数を用いた問題において、より良い結果が得られている。図 6 から、最も複雑な問題においても、80% の最適率を維持しており、また、質が低下した場合でも、HC プロトコルの結果を大きく上回る事が分かる。これは、AR プロトコルを用いたエージェントは、効用空間に存在する複数の局所最適解に基づく入札を生成するため、全てのエージェントにとって効用が高い合意を得る機会が増すからである。

さらに、AR プロトコルを線形の効用空間に適用した場合、局所最適解の発見がより容易であることから、ここでも有効に機能する。表 2 に、AR プロトコルを線形効用関数に適用した場合の結果を示す。結果が示す通り、AR プロトコルの適用によって、線形効用空間においても十分な品質の解が得られることが分かる。

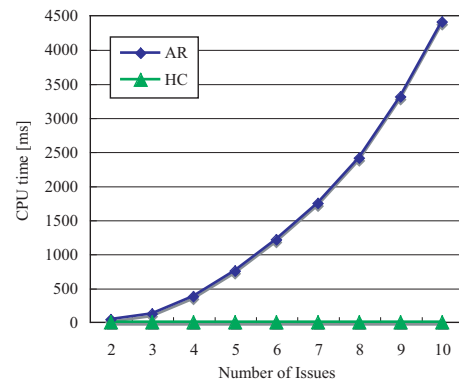


図 7 計算時間 [ms] (エージェント数: 4)

Fig. 7 CPU time [ms] (4 agents)

しかし、オークションベースの AR プロトコルは、社会的効用を増加させる一方で、計算コストも要する。図 7 に、エージェント数が 4 の問題における、AR プロトコルと、HC プロトコルの計算時間を示す。HC プロトコルでは、各エージェントは入札を生成する必要がなく、メディーエータから数度送信される解候補に関する計算を行うだけである。そのため、結果を得るまでの計算コストが非常に小さく、増加の仕方も線形である。一方、AR プロトコルでは、3. で述べた通り、問題のスケールアップに伴って、計算コストが指数関数的に増加する。本実験では、4.1 で述べた設定により、サンプリング数は論点数の定数倍で増加するため、入札の生成にかかる時間の増加は、論点数の増加に関して線形である。各エージェントの入札数にも上限が設けられているが、図 7 に示す通り、計算コストの差は急激に大きくなっている。従って、問題の規模があるレベルに達すると、勝者決定に計算量的な困難が生じる。図 6 において、論点数が 6 を超えると AR プロトコルで得られる社会的効用が低下していく理由は、計算量に関する議論により説明できる。本実験環境では、入札の組合せの総数が 6,400,000 以下ならば、妥当な時間内で結果が得られる。従って、エージェント数が 4 の場合、1 エージェントあたりの入札数の上限は、 $50 (= \sqrt[4]{6400000})$ に設定されることになる。論点数が増加した場合、1 エージェントあたりの入札数は、この上限を超えて増加していく。その場合、メディーエータは、生成された入札のうち、より効用が低いものを無視して、勝者決定の計算をしなければならなくなる。結果として、より高い社会的効用を得る機会が見逃される可能性が高くなる。

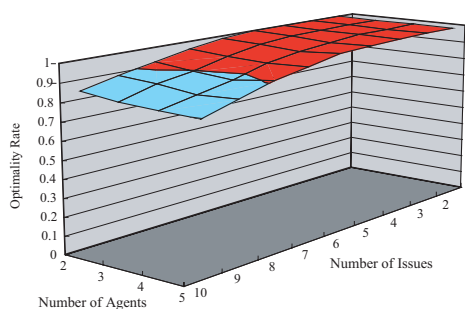


図 8 問題スケールに関する最適率の変化
Fig. 8 Scalability with the number of agents

表 3 問題スケールに関する合意形成失敗率 [%]
Table 3 Failure rate with scaling-up of problems [%]

エージェント	論点									
	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
4	0	0	0	8	6	7	10	11	11	
5	1	2	14	17	29	38	45	42	56	

問題のスケールアップの影響を図 8 に示す．図には、論点数、エージェント数を変化させた場合の、AR プロトコルの最適率（AR プロトコルによる社会的効用と最適値との比率）が示されている．各エージェントの入札数の上限は $\sqrt[3]{6400000}$ である．また、図 6 と同様に、交渉に成功した場合のみを有効な試行とし、解の質を厳密に評価する．図に示す通り、AR プロトコルは、多くの問題設定において 90%以上の最適率を示している．ただし、論点数の増加に従って、最適率の低下が見られる．ここではさらに、各問題設定における合意形成の失敗の割合を示す．ここでの合意形成の失敗とは、一度の交渉によって解が得られなかった場合を意味する^(注2)．表 3 に示す通り、実際には、問題の規模が大きくなることで、失敗率が増加している．特に、エージェント数が 5 の場合、論点数の増加によって、失敗率が急激に上昇している．これは、エージェント数の増加によって、入札数の上限が小さくなり、各エージェントが生成する入札によってカバーできる効用空間の範囲が小さくなるためである．各エージェントの入札がカバーする範囲が小さくなったため

(注2): 特別なケースとして、無矛盾な入札の組合せが存在しない、すなわち求解不可能な問題が存在する．しかし、複数回の入札の再生成を必要とする求解困難な問題に比べて、求解不可能なケースは極めて稀であり、また規模が大きくなった問題では、求解が不可能かどうかを厳密に確認することが計算量的に困難になるため、本論文における実験では、求解に失敗したと見なすこととした．

に、勝者決定のプロセスにおいて、エージェントの入札間で共通部分を求めることがより困難になり、合意形成の失敗率が上昇している．従って、最適率、および合意形成失敗率に関する結果から、AR プロトコルによって効果的な求解を行うためには、論点数は 8、エージェント数は 4 を上限とするのが適切であると言える．2. で述べた通り、本論文では、実世界における基本的な意思決定問題を、エージェントがユーザに代わって求解することを想定している．文献 [12] では、人間が何らかの評価を行う際の評価基準（論点）の数は、多くの場合において 7 個周辺に上限を持つ事が主張されている．そのため、AR プロトコルは、処理可能な論点数に関しては、現実的に十分な性能を持つと言える．しかし、エージェント数に関する性能は十分とは言えない．論点数とエージェント数の 2 つのパラメータが、共に現実的に十分な規模である問題を、大規模な問題と定義すると、論点数について十分なスケーラビリティを持つ一方で、エージェント数に関しては制限を持つことから、AR プロトコルは、現時点で中程度の規模の問題に適していると言える．

入札の生成時において、各エージェントのサンプリング数を増加させることにより、最適率の改善が予想できる．ここまでの評価実験の設定では、サンプリング数は、論点がひとつ増加することに 200 ずつ増加させていた．そこで、一論点あたりの増加数を変化させた場合の、最適率の変化に関する実験を行った．図 9 に、増加数を 100 から 200 ずつ増やした各ケースにおける最適率を示す．ここでは、200 ずつ増加される場合の最適率との比率で結果を表している．図に示す通り、サンプリング数の増加によって、最適率が増加することが分かる．しかし、サンプリング数の変更は、同時に別の問題を引き起こす．表 4 に、合意形成の失敗率を示す．表に示すように、サンプリング数の増加に伴って、失敗率が増加している．これは、サンプリング数が大きい場合、各エージェントが、効用空間のより狭い部分に存在する可能性が高い、高効用の候補補を見つける機会が増加するためである．さらに、計算量的な困難から入札数が制限されるため、表 3 の場合と同様、各エージェントが生成する入札によってカバーできる効用空間の範囲が小さくなり、エージェントの入札間で共通部分を求めることがより困難になる．従って、サンプリング数の増加については、解の質の改善する一方、合意形成失敗率も増加するというトレードオフが生じている．

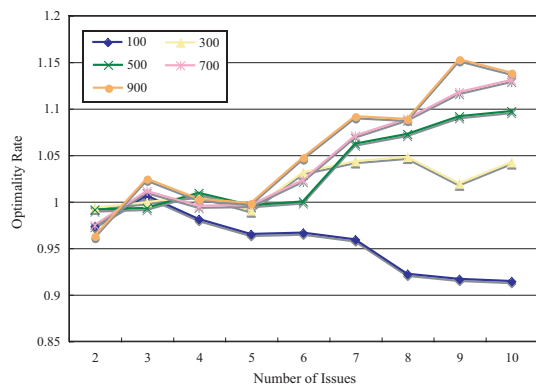


図 9 サンプリング数に関する最適率の変化 (エージェント数: 4)

Fig. 9 Optimality rate for different numbers of samples (4 agents)

表 4 サンプリング数の変化に関する合意形成失敗率 [%] (エージェント数: 4)

Table 4 Failure rate for different numbers of samples[%] (4 agents)

論点	サンプリング数増加単位				
	100	300	500	700	900
2	1	0	2	0	0
3	0	0	0	0	0
4	2	0	1	2	3
5	4	6	4	10	9
6	4	5	13	13	19
7	5	10	20	14	20
8	9	10	13	27	19
9	6	16	17	30	31
10	7	18	26	19	31

さらに、入札生成時の閾値を変化させた場合について、その影響の評価を行った。図 10 に、最適率の変化に関する結果を示す。ここでは、閾値を 100 とした場合との比率をプロットしている。図に示す通り、最適率に関しては、閾値の変更との明確な相関は確認できない。しかし、合意形成の失敗率は、閾値の変化によって大きな影響を受けている。表 5 に示す通り、問題のサイズに対して閾値が大きくなるに伴い、失敗率は増加する。特に、論点数が 2, 3, および 4 の場合に関しては、失敗率の急激な悪化が確認できる。これは、閾値が大きくなった場合、エージェントが用いる解候補が高効用なものに絞られ、サンプリング数を増加させた場合と同様に、各エージェントが生成する入札によってカバーされる効用空間の範囲が小さくなるからである。また、論点数が 2 の場合では、全てのエージェントが閾値以上の効用を持つ入札が生成不可能となったために、失敗率が 100%となるケースも発生し

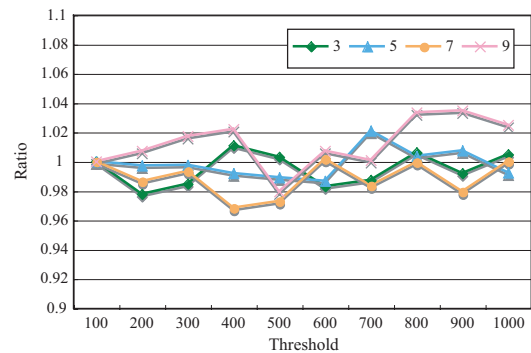


図 10 閾値に関する最適率の変化 (エージェント数: 4)
Fig.10 Optimality rate for different thresholds (4 agents)

表 5 閾値の変化に関する合意形成失敗率 [%] (エージェント数: 4)

Table 5 Failure rate for different thresholds[%] (4 agents)

論点	閾値									
	200	300	400	500	600	700	800	900	1000	
2	3	20	43	77	92	99	100	100	100	
3	1	2	3	15	30	64	76	80	95	
4	2	3	3	5	9	14	19	42	66	
5	5	6	1	7	5	12	16	25	40	
6	6	5	8	6	9	10	12	20	30	
7	11	6	6	10	10	14	17	19	31	
8	6	14	15	10	9	16	18	23	28	
9	10	10	14	20	12	12	17	23	20	
10	11	15	12	9	16	12	9	23	25	

ている。

以上の実験結果から、社会的効用の高い合意を得るためには、問題の規模に応じたサンプリング数、および閾値を適切に設定する必要がある。

5. 議論：誘因両立なプロトコルへの拡張

本論文で提案した交渉プロトコルでは、理想的な仮定の下で、エージェントの支払い額を定義することにより、誘因両立の性質を持つ、すなわちエージェントが真の価値を入札する誘因と、社会的効用を最適化する誘因が同時に成り立つ性質を満たすことが可能であることを、理論的に示す。そのために、Groves メカニズム [13] を用いる。エージェントの予算は無制限と仮定する。この仮定は、同種の分析において用いられる一般的なものである [14]。2. で述べた通り、本論文では、エージェントは合意案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、最適解候補を事前に正確に把握することが困難である事を前提として

いる．従って，サンプリングを経て発見された合意案に関して，エージェントはその効用値を正確に計算可能である．エージェントは，これらの合意案にのみ基づいて，効用を最大化するための戦略を立てることになる．

新たに定義するメカニズムを M と呼ぶ．メカニズム M は，各エージェントの戦略 Σ_i の集合，選択ルール $s(\cdot)$ ，および各エージェントに関する支払い額のルール t_i によって定義できる．ここで，エージェント i のタイプ θ_i を，制約の集合 C_i とその価値 w_i のペアとして定義する．すなわち， $\theta_i = (C_i, w_i)$ とする．ただし， $w_i = \sum_{c \in C_i} w(c)$ である．タイプ θ_i は，エージェント i の入札と見なすことができる．以下，メカニズム M の詳細を定義する．

メカニズム M において，エージェント i は，タイプ（入札） $\hat{\theta}$ を提示する．ただし， $\hat{\theta}$ は真のタイプである必要はない．エージェントが報告するタイプ $\hat{\theta} = (\hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_N)$ に基づき，以下を計算する：

$$s^*(\hat{\theta}) = \underset{s \in S, s \text{ is consistent}}{\operatorname{argmax}} \sum_i z_i(s, \hat{\theta}_i),$$

ここで， S は制約の集合， $z_i(s, \hat{\theta}_i)$ は， $\hat{\theta}_i$ を提示したエージェント i の，無矛盾な合意案 s に関する評価関数である． s は無矛盾であるため， $\hat{\theta}$ のいかなる制約にも違反しない． $z_i(s, \hat{\theta}_i)$ は，本論文で用いている非線形の関数である．分析の簡単のために，各エージェントは自身の効用空間における最適な合意案を正確に把握していると仮定する．すなわち，より効用の高い合意案の存在はここでは考慮しない．

エージェント i の支払い額を以下に定義する．本定義は，Groves メカニズムを適用したものである．

$$t_i(\hat{\theta}) = h_i(\hat{\theta}_{-i}) - \sum_{j \neq i} z_j(s^*(\hat{\theta}), \hat{\theta}_j) \quad (2)$$

右辺の初項 $h_i(\hat{\theta}_{-i})$ は，エージェント i を除く全てのエージェントのタイプに関する任意の関数である．

タイプ（入札） $\hat{\theta}_i$ に関するエージェント i の効用を以下に定義する．

$$u_i^M(\hat{\theta}_i) = z_i(s^*(\hat{\theta}), \theta_i) - t_i(\hat{\theta}) \quad (3)$$

[定理 1] メカニズム M は誘因両立性を満たす．すなわち，真の申告が支配戦略である

[証明 1] Groves メカニズムの証明とほぼ同様に証明が可能である．効用関数 (3) により，

$u_i^M(\hat{\theta}_i) = z_i(s^*(\hat{\theta}), \theta_i) - t_i(\hat{\theta}) = z_i(s^*(\hat{\theta}_i), \theta_i) + \sum_{j \neq i} z_i(s^*(\hat{\theta}), \hat{\theta}_j) - h_i(\hat{\theta}_{-i})$ ．ここで，エージェント i は $h_i(\hat{\theta}_{-i})$ を操作できない．従って，エージェント i は自身の効用の最大化のために， $z_i(s^*(\hat{\theta}_i), \theta_i) + \sum_{j \neq i} z_i(s^*(\hat{\theta}), \hat{\theta}_j)$ (式 (i)) の最大化を求める．一方，メカニズム M は，社会的効用の最大化のために，次の計算を行う： $\operatorname{argmax}_{s \in S} \sum_i z_i(s, \hat{\theta}_i)$ ．この式は次のように書き換えることができる： $\operatorname{argmax}_{s \in S} [z_i(s, \hat{\theta}_i) + \sum_{j \neq i} z_j(s, \hat{\theta}_j)]$ ．従って，エージェント i が式 (i) を最大化するためには， $\hat{\theta}_i = \theta_i$ ，すなわち真のタイプを申告しなければならない．

6. 議論

多論点交渉に関する既存研究の多くは線形の効用関数についてのみアプローチしたものであるが [3] [1] [15]，非線形の効用関数に注目した研究も少数ながら存在する．文献 [16] は，遺伝的アルゴリズムに基づく双方向型の交渉プロトコルを提案している．ここでは，エージェントが，他のエージェントの提案を取り入れながら自身の選好を更新し，高効用の解の決定を試みる．しかし，用いられている効用関数の種類が示されておらず，実験的な解析も示されていないため，非線形の効用空間における有用性が不明確である．特に，論点間の依存関係の処理に関して，提案手法の詳細な説明が無く，実験的証明もない点が本文の提案手法の評価を困難にしている．また，本文では，売り手と買い手のような，立場の異なる 2 種類のエージェント間の交渉問題が想定されているが，エージェントの選好に，より多くのバリエーションが存在するケースに関する議論も行われておらず，大規模な問題に関する性能が不明である．文献 [17] では，分散制約最適化問題として交渉問題のモデル化を行っている．ここでは，エージェントが提案の交換を介して制約緩和を行い，合意形成を試みる．エージェントの選好は，優先度付きのファジィ制約として表現され，複数の属性を扱うため，非線形の効用関数が成り立つ．本文では，提案手法によって最適な結果が得られる事が主張されている．しかし，本文で示されているのは，一人の売り手（不動産業者）と一人の買い手（借家人）の交渉ケースのみであり，one-to-one の小規模な問題に限定して議論が行われている．また，本文ではファジィ制約に基づく選好表現を採用しており，各制約に対して満足度を付加する必要があるため，より詳細な情報

が事前に必要とされる。一方、本論文では、異なる制約を持った多数のエージェントの存在を前提とした交渉手法を提案している。実際に、4. では、エージェント数を 2~5 個に設定して実験を行っており、計算量的な困難がなければ、理論上、より大規模な問題にも対処可能である。また、多数の制約が問題に含まれる場合、個々の制約に対して適切な満足度を設定することは負担の大きい作業である。特に、本研究では、制約間に依存関係が存在する複雑な効用空間を想定しており、依存関係を考慮した満足度の事前設定は困難である。本論文で用いている制約は、各論点に関して許容可能な代替案の集合、および制約充足時の効用のペアから成る簡潔な形式である。従って、本論文における提案手法は、実際の利用がより容易であると言える。文献 [18] では、合意案を on/off のラベルを持つノードから成るゴールツリーとして定義し、制約解消アルゴリズムに基づいて求解する手法を提案している。本文献では、提案手法はスケラビリティが高いと主張しているが、実際に本文献で用いられている具体例は、3つの属性数を含むケースであり、可能な解の数も 27 個 ($= 3 \times 3 \times 3$) しか存在しない。これは明らかに小規模な問題であり、理論的な解析が不十分である。本論文では、本文献と比較してスケラビリティに関する十分な議論が行われている。文献 [5] では、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、シミュレーテッドアニーリングに基づくメタデータが準最適な解を得る手法が提案されている。一方、本論文では、さらに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、スケラビリティと高い最適性を議論している。以上の通り、既存の研究では、非線形空間を形成する効用関数の定義が不明確であり、また、想定されている問題が小規模で、スケラビリティに関する理論的考察が不十分である。これに対して本論文では、非線形効用を前提とした交渉問題を定義し、実験により提案した求解手法に関する性能評価を明示している。

本論文における求解手法に関連して、組合せオークションにおける勝者決定手法との関係について議論する。既存の組合せオークション研究における勝者決定手法は [19] [20]、社会的効用を最大化可能な、買い手に対するリソースの割り当ての決定を試みるものであり、ここでは、各々のリソースは“唯一”の勝者に対して割り当てられることになる。一方、本論文における提案プロトコルでは、社会的効用を最大化可能なリ

ソース、すなわち全エージェントに関して制約を充足可能な部分の発見を試みており、ここでは“全て”のエージェントが勝者となる。なぜなら、各エージェントからは、少なくとも一つの入札が最終的な解によって充足されるからである。このように、求解の目的が異なる点から、既存の組合せオークションのアルゴリズムを適用することは困難である。本論文の提案プロトコルは制約最適化とみる事ができるが、例えば、文献 [21] [22] のような、既存の最適化手法を導入することはできない。なぜなら、既存の最適化手法は、充足された制約の重みを最大化する解の発見を試みるが、最終的な解には各エージェントから一つの入札が採用されなければならないという条件が考慮されないからである。以上の点から、本論文で扱っている交渉問題は、既存の組合せオークション、および制約最適化問題における解法 / プロトコルの適用が困難な問題であり、そのような種類の問題を処理可能な本論文の提案プロトコルは新規性が高いと言える。

7. おわりに

本論文では、相互依存関係にある複数の論点を表す非線形の効用関数を用いる交渉問題に対して、オークションメカニズムに基づく新規の交渉プロトコルを提案した。実験的評価により、提案プロトコルが、線形の効用関数を対象にした既存のプロトコルを凌ぐ性能を持つ事を明らかにした。

今後の課題について、以下に述べる。本論文で提案した手法では、3. の [Step3] で述べた通り、閾値を超える効用を持つ合意案のみが入札生成に用いられる。一般に、任意の問題に対して、事前に適切な閾値を設定することは困難であるため、表 5 にも現れているように、閾値が高すぎたために有効な入札を 1 つも生成できないケースが生じ得る。エージェントのユーザにとっては、交渉における選好表明が行われないことは望ましくない。そこで、閾値を超える効用を持つ合意案が存在しない場合に、閾値を調整し、入札の生成を可能にする手法の開発が必要と考えられる。さらに、本論文における交渉問題は組合せ問題の一種であるため、無矛盾な解が存在しないケースが明らかに存在する。4.2 で述べた通り、本論文の実験においては、計算量的な困難により、求解が困難な問題を、解が存在しない問題と判定している。しかし、提案手法の実際的な利用を考えた場合、解が全く出力されないという結果は望ましくないため、解が存在しない、もしくは

求解が極めて困難な問題において、最終的な合意案を効率的に得るための、メデイエータによる調整機能が必要と考えられる。具体的には、合意形成を困難にしている強い制約を提示しているエージェントに対して、制約条件の緩和を提案するといった機能の開発が必要と考えられる。また、提案手法のスケーラビリティの改善のための、高速な入札生成と勝者決定アルゴリズム/反復型オークションプロトコルの開発、および Groves メカニズムに基づく理論モデルの精緻化なども今後の課題である。

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 multiagent 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", *Proc. of Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS2004)* (2004).
- [4] R. Y. K. Lau: "Towards genetically optimised multi-agent multi-issue negotiations", *Proceedings of the 38th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS05)* (2005).
- [5] M. Klein, P. Faratin, H. Sayama and Y. Bar-Yam: "Negotiating complex contracts", *Group Decision and Negotiation*, **12**, 2, pp. 58–73 (2003).
- [6] A. Chavez and P. Maes: "Kasbah: An agent marketplace for buying and selling goods", *Proceedings of the First International Conference on the Practical Application of Intelligent Agents and Multi-Agent Technology (PAAM-96)*, pp. 75–90 (1996).
- [7] T. Ito and T. Shintani: "Implementing an agent negotiation protocol based on persuasion: An approach to implement a group decision support system based on multi-agent negotiation", *Proceedings of the Fifteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-97)*, pp. 592–597 (1997).
- [8] S. Saha and S. Sen: "Negotiating efficient outcomes over multiple issues", *Proceedings of the Fifth International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS2006)* (2006).
- [9] M. Yokoo, Y. Sakurai and S. Matsubara: "Robust double auction protocol against false-name bids", *Decision Support Systems*, **39**, 2, pp. 241–252 (2005).
- [10] S. J. Russell and P. Norvig: "Artificial Intelligence: A Modern Approach", Prentice Hall (2002).
- [11] H. Raiffa: "The Art and Science of Negotiation", Belknap Press (1982).
- [12] G. A. Miller: "The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information", *The Psychological Review*, **63**, pp. 81–97 (1956).
- [13] T. Groves: "Incentives in teams", *Econometrica*, **41**, pp. 617–631 (1973).
- [14] L. M. Ausubel and P. Milgrom: "Ascending auctions with package bidding", *Frontiers of Theoretical Economics*, **1**, 1, pp. 40–47 (2002).
- [15] T. Bosse and C. M. Jonker: "Human vs. computer behaviour in multi-issue negotiation", In the *Proceedings of 1st International Workshop on Rational, Robust, and Secure Negotiations in Multi-Agent Systems (RRS2005)* (2005).
- [16] R. J. Lin and S. T. Chou: "Bilateral multi-issue negotiations in a dynamic environment", In the *Proceedings of the AAMAS Workshop on Agent Mediated Electronic Commerce (AMEC V)* (2003).
- [17] X. Luo, N. R. Jennings, N. Shadbolt, H. fung Leung and J. H. man Lee: "A fuzzy constraint based model for bilateral, multi-issue negotiations in semi-competitive environments", *Journal of Artificial Intelligence*, **148**, pp. 53–102 (2003).
- [18] M. Barbuceanu and W.-K. Lo: "Multi-attribute utility theoretic negotiation for electronic commerce", *Proceedings of the International Workshop on Agent-mediated Electronic Commerce (AMEC2000)* (2000).
- [19] Y. Sakurai, M. Yokoo and K. Kamei: "An efficient approximate algorithm for winner determination in combinatorial auctions", *Proceedings of the Second ACM Conference on Electronic Commerce (EC-00)*, pp. 30–37 (2000).
- [20] T. Sandholm, S. Suri, A. Gilpin and D. Levine: "Winner determination in combinatorial auction generalizations", *Proceedings of the First International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-agent System (AAMAS-02)*, pp. 69–76 (2002).
- [21] J. Davin and P. J. Modi: "Impact of problem centralization in distributed constraint optimization algorithms", *Proceedings of the Fourth International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-agent System (AAMAS-05)*, pp. 1057–1063 (2005).
- [22] B. Faltings and S. Mancho-Gonzalez: "Incentive compatible open constraint optimization", *Proceedings of the Second International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pp. 986–987 (2003).

(平成 xx 年 xx 月 xx 日受付)



服部 宏充 (正員)

2004年名古屋工業大学大学院工学研究科電気情報工学専攻博士後期課程修了。博士(工学)。2004年から日本学術振興会特別研究員(PD)。2004年から2005年にかけて英国リバプール大学客員研究員。2006年米国マサチューセッツ工科大学 Sloan School

of Management 客員研究員。現在に至る。2003年度情報処理学会全国大会大会奨励賞受賞。マルチエージェントシステム、電子商取引支援、意思決定支援、特にマルチエージェントの協調・交渉メカニズムに興味を持つ。AAAI, 電子情報通信学会, 人工知能学会, 情報処理学会, 日本ソフトウェア科学会各会員。



伊藤 孝行 (正員)

平成 12 年名古屋工業大学大学院工学研究科博士後期課程修了。博士(工学)。平成 11 年から平成 13 年にかけて日本学術振興会特別研究員(DC2 及び PD)。平成 12 年から平成 13 年にかけて南カリフォルニア大学 Information Sciences Institute

(USC/ISI) 客員研究員。平成 13 年北陸先端科学技術大学院大学知識科学教育研究センター助教授。平成 15 年より名古屋工業大学大学院情報工学専攻助教授。平成 17 年から平成 18 年にかけて米国ハーバード大学 Division of Engineering and Applied Science 客員研究員及び、米国マサチューセッツ工科大学 Sloan School of Management 客員研究員。平成 18 年より名古屋工業大学大学院産業戦略工学専攻助教授。現在に至る。2006 年 International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS2006) 最優秀論文賞受賞。2005 年日本ソフトウェア科学会論文賞受賞。平成 16 年度 IPA 未踏ソフトウェア創造事業スーパークリエイタ認定。第 66 回情報処理学会全国大会優秀賞及び奨励賞受賞。マルチエージェントシステム、計算論的メカニズムデザイン、オークション理論、電子商取引支援に興味を持つ。AAAI, ACM, 電子情報通信学会, 情報処理学会, 日本ソフトウェア科学会, 人工知能学会, 計測制御自動学会各会員



Mark Klein

Dr. Mark Klein is a Principal Research Scientist at the MIT Center for Collective Intelligence, an Affiliate at the MIT Computer Science and AI Lab, affiliate faculty at the New England Complex Systems Institute, and

co-director of the Robust Open Multi-Agent Systems (ROMA) research group. His research focuses on coordination science, a discipline that attempts to under-

stand the cross-cutting fundamentals of coordination and apply it to help create better human organizations and software systems. He has made contributions in the areas of computer-supported conflict management for collaborative design, design rationale capture, business process re-design, exception handling in workflow and multi-agent software systems, service discovery, negotiation algorithms, understanding and resolving 'emergent' dysfunctions in distributed systems and, more recently, 'collective intelligence' systems to help people collaboratively solve complex problems like global warming.

Abstract Multi-issue negotiation protocols represent a promising field since most negotiation problems in the real world involve multiple issues. The vast majority of this work has assumed that negotiation issues are independent, so agents can aggregate the utilities of the issue values by simple summation, producing linear utility functions. In the real world, however, such aggregations are often unrealistic because many real-world negotiation problems involve interdependent issues, *i.e.*, the utility function is nonlinear. In this paper, we address this important gap in current negotiation techniques. We propose a negotiation protocol where agents employ adjusted sampling to generate proposals, and an auction mechanism is used to find social-welfare maximizing deals. Our experimental results show that our method substantially outperforms existing methods in large nonlinear utility spaces. Further, we show that our protocol is incentive compatible in ideal cases.

Key words Multi-issue negotiation, Nonlinear utility, Auction, Multi-agent Systems