

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

藤田 桂英 伊藤 孝行 服部 宏充

マルチエージェントシステムの研究分野において、複数論点交渉問題 (Multi-issue negotiation) が注目を集めている。特に、筆者らは一般性が高く実世界に近い問題が扱える複数の論点が相互依存関係にある交渉問題に注目している。本論文ではエージェントがどのくらい自分の選好情報を公開しているかを表す指標として公開範囲を定義し、公開範囲に基づいて閾値を調整するメカニズムを提案する。また、本手法を用いることで過剰にメディアータに自分の効用情報を公開することなく最適率の高い解を得られることをシミュレーション実験により示す。さらに、本手法の計算量に与える影響についても議論する。

Multi-issue negotiation protocols represent a promising field since most negotiation problems in the real world involve interdependent multiple issues. Our work focuses on negotiation with interdependent issue and, therefore, nonlinear (multi-optimum) agent utility functions. In this paper, we propose a new threshold adjustment mechanism in which agent who open their local information more than the others. In addition preliminary experimental results demonstrate that the threshold adjusting mechanism can reduce the computational cost, and the amount of private information that is required for an agreement among agent keeping enough optimality.

1 まえがき

マルチエージェント研究分野において複数論点交渉問題が重要な研究課題となってきている。特に、電子商取引などの分野において、マルチエージェントシステムを用いた自動交渉の枠組みやメカニズムの開発が必要といわれている。複雑な効用情報を持つソフトウェアエージェントが様々な取引における合意形成のメカニズムを開発することで、将来的には人の代理

として働くソフトウェアエージェントが交渉を行い、取引を成立させることが可能となる。その結果、実際に人が交渉を行うよりも短時間でしかも正確に合意形成を行い電子商取引の自動化が促進されると期待できる。ただし、エージェント同士の交渉の場合、効用情報などのプライバシーの公開に対する危険性、リアルタイムに取引相手が変わる状況下での対応、また最適な合意を求める際の計算量爆発など実際の人間の交渉とは異なる問題が多数存在する。

マルチエージェントシステムにおいて、複数のエージェントは自律的にしかも利己的に行動する。つまり、エージェントの利己的性質から基本的に自分の効用が最大になるように行動する。そのため、エージェント間には協調もしくは競合など様々な利害関係が発生し、不都合が生じる。その問題を解決し、エージェントが協調的に動作し目標を達成するためには交渉を行い合意形成を行う必要がある。さらに、合意形成は全エージェントに対して交渉が決裂した場合より達成できた場合の方が効用が高くなる。以上から合意形成

Using Autonomous Threshold Adjustment to Enable Multi-Party Negotiations with Multiple Interdependent Issues

Katsuhide Fujita, 名古屋工業大学産業戦略工学専攻, Dept. of Master of Techno-Business Administration, Nagoya Institute of Technology

Takayuki Ito, 名古屋工業大学大学院産業戦略専攻, Dept. of Master of Techno-Business Administration, Nagoya Institute of Technology

Hiromitsu Hattori, 京都大学大学院情報学研究所社会情報学専攻, Dept. of Social Informatics, Kyoto University

を行うプロトコルの作成は重要となる。

複数論点交渉問題に関する研究はこれまでに先行している ([5] [29] [6] [16] etc.)。しかし、既存の研究では論点の独立性が仮定されており、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。実世界の問題では複数の論点が全て独立していることは稀であり、複数の論点が相互依存関係にある場合が多い。そこで非線形関数をもつエージェントのためのオークションを基とした交渉プロトコルが提案されている ([36], [12])。まず、エージェントは自分の効用空間においてサンプリングを行う。次に、サンプリングポイントを調整して局所解を発見する。さらに、得られた局所解をもとに入札の生成を行い、最後にメディエータが全ての入札の組み合わせを考慮して最終的な合意案を発見する手法である。

既存の研究においてエージェントのプライバシー情報の公開については議論されていなかった。例えば、あるエージェントの効用情報が他のエージェントに知られてしまった場合、以降の交渉で不利な状況となる。その結果、本来得られるはずの効用が減少してしまう。以上から本研究の目的は一般性の高い複雑な効用情報の仮定の下、エージェントの効用情報を出来る限り公開することなく、社会的効用を最大化する合意を形成するメカニズムの開発とする。

本論文で想定している現実の交渉の具体例として、複数の別系列の会社が共同で新車を設計する場合が挙げられる。車の設計の場合、エンジンとキャブレタなど部品の選択には強い依存関係が存在する。一方、他の会社に自分の会社がもつ効用情報を知られてしまうのは今後の交渉において不利となり、合意を得られた際の効用を減少させることになるので出来る限り効用情報を公開すべきではない。以上の状況において、すべての会社にとって最適な車とはどのようなものなのかを決定する交渉の場を想定している。

本論文ではエージェントの効用情報の公開を最低限にしながらか最適な部分で合意形成を行う新たな手法を提案する。まず、エージェントは共通の初期閾値を用いて既存のプロトコル [12] で交渉を行う。もし解が発見出来なかった場合、各エージェントは自分の入札の際の閾値を下げ、再交渉を行う。下げ幅は

各エージェントの公開範囲によって決定する。一連の操作は解が発見される、もしくは全エージェントが下げ拒むまで繰り返す。

また、本提案手法は既存の手法 [12] に比べて勝者決定のステップ計算量を削減している。本論文では勝者決定の際の計算量について議論し、シミュレーション実験により計算量を削減していることを示す。

本論文の構成を以下に示す。2. では問題の定式化、それぞれのエージェントがもつ非線形で複数論点を扱う効用空間と既存の交渉手法について述べる。3. では閾値調整を用いる新たな手法を提案し、計算量が既存の手法より少ないことを示す。4. で実験的に提案する手法の評価を行う。その後 5. で関連研究について議論を行い、6. に全体のまとめについて述べる。

2 非線形効用関数に基づく交渉

2.1 複雑な効用空間

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。 j は論点 i の添字である。論点 i_j は $[0, X]$ の範囲の整数を値として持つ ($1 \leq j \leq M$)。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。本論文の問題設定において、 i_j は例えば論点 1 などのようにどの論点をさすかを示し、 s_j は交渉の結果得られる合意案などのような各論点の値のベクトル (\vec{s}) のうちの i_j (論点 j) の値を示す。

エージェント i 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。 k は C に関する添字であり、範囲は $1 \leq k \leq l$ となる。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、全く共有されていない独自の制約集合を持つ。

図 1 は、論点 1 および論点 2 に関連する二項制約の例を示したものである。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充足可能であり、この場合得られる効用が

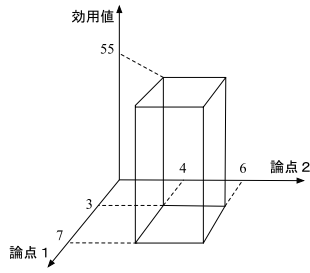


図 1 二項制約の例

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っている。

合意 \vec{s} に関するエージェント i の効用を $u_i(\vec{s}) = \sum_{c_k \in C_i, \vec{s} \in x(c_k)} w_i(c_k, \vec{s})$ と定義する。 $x(c_k)$ は、制約 c_k を充足可能な合意案の集合である。本効用表現により、凹凸のある非線形の効用空間が形成される。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。本効用空間では、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、効用が低くなるため、空間内に効用値による高低が生じる。

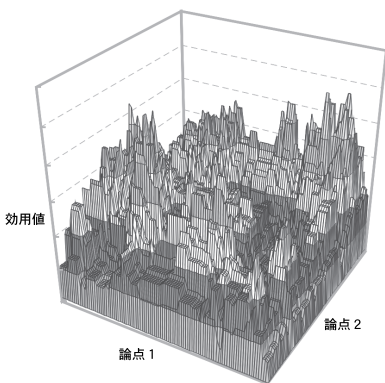


図 2 非線形効用空間の例

図 2 に非線形の効用関数の例を示す。本例の効用空間は 2 つの論点を対象としており三次元グラフとなる。また各論点の値域は $[0,99]$ で、単項制約 (1 つ

の論点しか関係しない制約)、二項制約 (2 つの論点に關係する制約) がそれぞれ 50 個と 100 個あるとする。図 2 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となる。

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) を得ることが出来る。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。

本論文で提案する交渉プロトコルの目的関数は、

$$\arg \max_{\vec{s}} \sum_{i \in Ag} u_i(\vec{s})$$

と表現できる。 Ag はエージェントの集合を表す ($|Ag| = N$)。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。

本問題設定が有効な具体的な例として、会議や学会の会場仕様を決定する意思決定問題が挙げられる。会場の仕様に対して人はコストやキャパシティなどの具体的な論点に対して “コスト: 50 万円-70 万円” で “キャパシティ: 50-100 人” の会場仕様に対しては満足度合いは高いが “コスト: 70 万円-90 万円” で “キャパシティ: 50-100 人” の場合、同じキャパシティであっても満足度合いが下がるなど各論点が相互に依存する選好情報をもつ。以上のような効用情報を持つ人間同士がそれぞれの論点において最適な合意案を決定する問題を想定している。

本論文では全エージェントがすべての効用情報を公開して、非線形最適化手法を利用する手法を採用しない。なぜならば、実世界におけるユーザーの代行者であるエージェントが自分の効用情報を公開することは、実世界のユーザーにとって好ましくないからである。例えば、エージェント A とメディアータが共謀しており、エージェント B の効用情報をエージェント A に漏洩したとする。すると、効用情報が漏洩

してしまったエージェント B は以降の交渉で極端に不利な状況となり、エージェント B の本来得られるはずの効用が減少してしまう。さらに、セキュリティの面からみても効用情報を全て公開することは危険である。以上から、本論文では交渉プロトコルの目的関数を達成するとともにメディアータ（中間者）も含めた他者に出来る限り効用情報を知られないことを重要な条件の一つとしている。

以下に本交渉問題の立式化のまとめを示す。

【問題の定式化】

$$\text{目的関数 1 : } \arg \max_{\vec{s}} \sum_{i \in Ag} u_i(\vec{s})$$

$$u_i(\vec{s}) = \sum_{c_k \in C, \vec{s} \in x(c_k)} w_i(c_k, \vec{s})$$

$$\text{目的関数 2 : } \arg \min \sum_{i \in Ag} reveal(i)$$

$reveal(i)$: エージェント i が公開した
効用情報の量（公開範囲）

$$\left\{ \begin{array}{l} u_i(\vec{s}) : \text{エージェント } i \text{ の効用値} \\ x(c_k) : \text{制約 } c_k \text{ を充足可能な合意案の集合} \\ Ag : \text{エージェントの集合} \\ i_j (1 \leq j \leq M) : \text{個々の論点} \\ \vec{s} = (s_1, \dots, s_M) : \text{各論点の値のベクトル} \\ c_k (1 \leq k \leq l) : \text{制約} \\ w(c_k, \vec{s}) : \text{制約 } c_k \text{ が } \vec{s} \text{ により充足される時にもつ} \\ \text{効用値を得られる関数} \end{array} \right.$$

本論文ではエージェントの効用情報の公開を最低限にすることを社会的効用を最大化するのと同様に目的関数に設定している。エージェントが自分の効用情報を多く公開してしまうと各エージェントの得られる効用が減少してしまい、結果的に社会的効用の減少につながる。以上から本論文では関数 $\arg \min \sum_{i \in Ag} reveal(i)$ を重要な要素であると考え、目的関数として設定している。ただし、本目的関数を定式化する際にエージェントが公開した効用情報の量を数値化する必要がある。本論文では第 3 章において公開範囲を定義し、数値的に公開した効用情報の量を扱うことを可能とする。

本交渉プロトコルが想定している具体的な例を以下に示す。

まず、ネットワークや電波などの割当問題が挙げられる。様々なスペックを持つ PC が存在する研究室などがネットワークなどの故障などで緊急にあるネットワークを 1 つ割り当ててもらおうとする。しかし、ネットワークを選択する際に考慮するのはネットワークが持つスピードだけでなくコストや回線の種類などたくさんの要素が依存している。当然、各 PC が要求するネットワークの条件は複雑になる。以上の状況で出来る限り全体として満足度合いの高いネットワークの状態を決定する問題が想定できる。

また、友人同士が週末何をするか意思決定問題も挙げられる。人間の何をしたいかという要求は期間と場所、そして費用などが複雑に絡み合い“朝から行動できるなら遊園地に行きたい”が“昼以降に行くなれば人が多くなるので行きたくない”などのようにかなり複雑である。しかし、もしすべての効用情報を公開して他の人と大きく違っていると自分を除いて何をするか決定される危険性があるので出来る限り自分の効用情報を明かすべきではない。以上の状況下でグループ全体として一番満足するかを決定する問題を想定している。

さらに、本論文では立場が同じ者同士の交渉（合意形成）に焦点を当てているが、立場が違う者同士の交渉問題も想定している。例えばノートパソコンを買う場合の売り手と買い手の交渉問題を想定する。パソコンはメモリ、CPU そして値段などが代わると他の論点の要素が同じ値でも満足度合いは変化する。これは売り手も買い手も同様である。また、もし全て自分の効用情報を与えてしまうと相手の思い通りにされる危険性があり出来る限り自分の効用情報を公開すべきでない。以上の状況で双方が満足する合意案（社会的効用が最大）を決定する問題を想定している。

2.2 オークションに基づく交渉プロトコル

文献 [12] で示されるオークションに基づく交渉プロトコルは以下のステップからなる

[入札の生成] まず、効用の高い合意案が存在する範囲を特定するために、エージェントがそれぞれの効

用空間でサンプリングを行う。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候補を取得する。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してしまい不十分な効用しか得られない可能性があることに注意が必要である。次に、各エージェントはシミュレーテッドアニーリング [26] に基づく非線形の最適化を行い、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。最後に、入札の生成を行う。各エージェントは、サンプルを調整して得られた各合意案に関して効用を計算する。ここでの効用とは合意案を充足する制約の効用の総和である。効用が閾値を越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と同一の効用が得られる周辺全て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 s に充足される全ての制約の共通範囲を取ること容易に生成できる。

入札の生成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

B : A set of bid

```

1: procedure bid-generation_with_SA( $Th$ ,  $V$ ,
    $SN$ ,  $T$ ,  $B$ )
2:    $P_{smp1} := \emptyset$ 
3:   while  $|P_{smp1}| < SN$ 
4:      $P_{smp1} := P_{smp1} \cup \{p_i\}$  (randomly selected
      from  $P$ )
5:      $P := \prod_{m=0}^{|I|} V_m$ ,  $P_{sa} := \emptyset$ 
6:     for each  $p \in P_{smp1}$  do
7:        $p' := \text{simulatedAnnealing}(p, T)$ ,
8:        $P_{sa} := P_{sa} \cup \{p'\}$ 
9:     for each  $p \in P_{sa}$  do
10:       $u := 0$ ,  $B := \emptyset$ ,  $BC := \emptyset$ 
11:      for each  $c \in C$  do
12:        if  $c$  contains  $p$  as a contract and  $p$  satisfies
           $c$  then
13:           $BC := BC \cup c$ ,
14:           $u := u + v_c$ 
15:        if  $u \geq Th$  then
16:           $B := B \cup (u, BC)$ 

```

[最適解の発見] メディエータは全ての入札の組み合わせを考慮し、最終的な合意を決定する。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。ここでは各エージェントにつき1つの入札を採用し、互いに無矛盾であるものとする。2つ以上の合意案が見つかった場合、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。メディエータは社会効用を最大化する入札の組み合わせを見つける際に枝刈り付きの幅優先探索を行う。

本ステップは以下のように記述される。

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
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  $maxSolution$ 

```

上記のアプローチを用いることで、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に設定しているのならばエージェントは自身の全ての効用空間を入札によって表現することができる。そして全てのエージェントはメディエータに入札を渡し、その入札を用いて網羅的な探索を行うので、最適解の発見は保証されるのである。しかし、入札生成と最適解の発見の際の計算コストは効用空間のサイズに依存する。現実的な適用を考えた場合、すべての空間を対象としてしまうと計算機上で実行できる計算コストを超えてしまう。そこでサンプル数を抑え、エージェントが生成する入札数に制限を設けることで現実的な範囲で停止させる必要がある。このアプローチが現実的に適用可能なのは、問題空間が非常に小さい時のみである。

既存の手法 [12] ではすべてのエージェントの閾値はメディエータの指定された同一の数値であった。しか

し閾値が同一の場合、自分の効用空間をあまり公開しないエージェントと過剰に公開するエージェントが存在し、各エージェントの効用情報を公開する量が不平等であるという問題がある。また、適切な閾値を調整することは困難なため過剰に自分の効用情報を公開してしまうという問題があった。そこで、各エージェントごとに異なる数値の閾値を設定し、それぞれの公開する量が平等になるようにする。

3 閾値調整メカニズム

3.1 閾値調整の概要

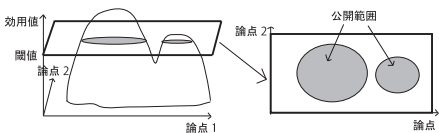


図3 公開範囲

本メカニズムの前提として自分の効用情報のうち公開している範囲が多いエージェントは、公開している範囲が少ないエージェントに対してより多くの情報を公開するように宣言できるものとする。つまり、もし合意に達しなかった場合は公開範囲の少ないエージェントは合意が形成できるように、より多くの範囲を公開すべきということである。本論文では公開範囲を図3が示すように、ある閾値においてエージェントが自身の効用空間をどれだけ公開したかと定義する。

まず、エージェントで統一の閾値(初期値)を設定する。初期の閾値は後々下げていくため、高めの値に設定しておく。その後、その初期値で入札を行い、最適解の発見を行う。もし見つからない場合、各エージェントは現在の閾値において各エージェントが自分の効用空間をどれだけ公開しているかを計算しメディアータに報告する。そしてメディアータは、全エージェントのうち個々のエージェントが、どれくらいの割合を公開しているかをもとにしてに次のラウンドの下げ幅を決定し、各エージェントに下げ幅分の閾値を下げるように指令をだす。下げ幅を決定する際、メディアータは公開範囲が少ないエージェントには下げ幅を大きく、公開範囲が大きいエージェントには下げ

幅を小さくなるように下げ幅を決める。つまり、閾値を下げることは公開範囲が大きくなるので、次のラウンドでの各エージェント公開範囲を調整することになるのである。

以上の操作はエージェント間で合意が形成されるもしくは全エージェントが閾値を下げることを拒むまでこの操作が繰り返される。各エージェントが閾値を下げることを拒むか承諾するかは最低ラインの大小によって決められる。最低ラインとはエージェントが最悪公開しても良いというラインであり、合意を形成できるような十分小さな定数とする。また、最低ラインはエージェント自身によって決められている。

図4に3エージェントにおける閾値調整のプロセスを示す。矢印の上の部分が閾値調整をする前の閾値と公開範囲、下の部分が閾値調整した後の閾値と公開範囲を示している。閾値調整をする前の公開範囲が狭いAgent 3に注目してほしい。閾値調整をした後、Agent 3の下げ幅が最も大きいため、公開範囲が3エージェントの中で最大となっている。以上のようにして公開範囲の平等性を維持する。以下に閾値調整メカニズムの詳細を示す。

Ar : Area Range of each agent

($Ar = \{Ar_0, Ar_1, \dots, Ar_n\}$)

Th : Threshold of each agent

($Th = \{Th_0, Th_1, \dots, Th_n\}$)

```

1: procedure threshold_adjustment()
2:   loop:
3:      $i := 1, B := \emptyset$ 
4:     while  $i < |Ag|$  do
5:       bid_generation_with_SA( $Th_i, V, SN, T, B_i$ )
6:        $maxSolution := search\_solution(B)$ 
7:       if find  $maxSolution$ 
8:         break loop
9:       elseif all agent can lower the threshold
10:         $i := 1$ 
11:         $SumAr := \sum_{i \in |Ag|} Ar_i$ 
12:        while  $i < |Ag|$  do
13:           $Th_i := Th_i - C * (SumAr - Ar_i) / SumAr$ 
14:           $i := i + 1$ 
15:        end while
16:       else
17:         break loop
18:       return  $maxSolution$ 

```

$bid_generation_with_SA()$ は入札の生成を行う関数、

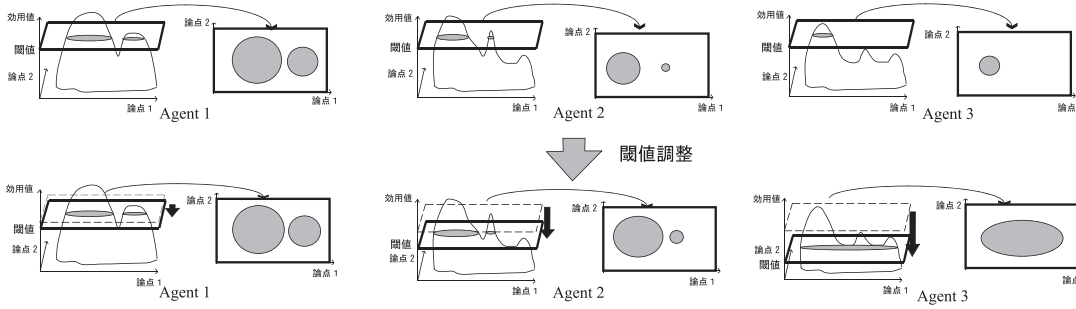


図 4 閾値調整プロセス

search_solution() は最適解の発見を行う関数である。

閾値調整メカニズムのアルゴリズムにおける、下げ幅を決定する式は $Th_i := Th_i - C * (SumAr - Ar_i) / SumAr$ を用いる。変数の定義は Th_i : エージェント i の閾値, C : 任意の正の数, $SumAr$: 全エージェントの公開範囲の和, Ar_i : エージェント i の公開範囲を示している。本式を用いることで、全エージェントの公開範囲のうちエージェント i の公開範囲の割合が多い場合は下げ幅が小さく、逆に全エージェントの公開範囲のうちエージェント i の公開範囲の割合が小さい場合は下げ幅が大きくなる。

本式で用いている正の定数 C は 1 ラウンドにおいてどれほどの割合で閾値を下げるかを決定する。定数 C を大きな値に設定すると、閾値調整を行う際のエージェントの閾値の下げ幅が全体的に大きくなるため、合意形成を行うまでのラウンド数 (閾値調整を行った回数) が少なく、しかも、計算時間を少なくすることが可能である。しかし、1 ラウンドごとの公開範囲の公開も大きくなり C を小さな値に設定した場合と比較して公開範囲を過剰に公開してしまう問題がある。一方、定数 C を小さな値に設定すると、閾値調整を行う際のエージェントの閾値の下げ幅が全体的に小さくなる。その結果、定数 C が大きい場合と比較して公開範囲をより少なく最低限に制限可能である。しかし、下げ幅が少ないため合意形成を行うまでのラウンド数 (閾値調整を行った回数) が多くなり、計算時間がかかるという問題がある。以上から、本アルゴリズムで適用している式において定数 C を適切に設定することは大切である。

3.2 閾値調整メカニズムと効用情報の公開

閾値調整メカニズムを用いない場合、エージェントは効用情報を過剰に公開することになる。この理由は既存の閾値調整メカニズムを用いない手法では閾値が定数であるため、適切な値を設定するのが困難だからである。実際、合意形成のしやすさと効用情報の公開量はトレードオフとなる。つまり、閾値を低い値に設定すれば合意を形成しやすくなるが過剰に自分の効用情報を公開してしまう。一方、閾値を高めめに設定すれば、ある程度公開範囲は抑えられるが合意形成が困難となる。以上から、合意形成を達成することを前提とした場合、閾値調整メカニズムを用いない場合は閾値を低い値に設定せざるえなくなり、公開範囲を過剰に公開することになる。

一方、閾値調整メカニズムは閾値を変化させて公開範囲を調整しながら合意形成を行う手法であり、少しずつ自分の効用情報を公開することになる。そのため、合意形成を行える適切な閾値に設定が可能である。また、基本的に合意が生成されれば合意案より低い効用値の効用情報を公開することなく交渉が終了する。以上から、閾値調整メカニズムを用いることでエージェントの過剰な効用情報の公開を防ぎ、適切な公開範囲を設定することができる。

実際に閾値調整メカニズムが既存の閾値調整メカニズムを用いない場合に比べて公開範囲を大きく減らし、過剰な効用情報の公開を防いでいることは第 4 章の実験結果からも示される。

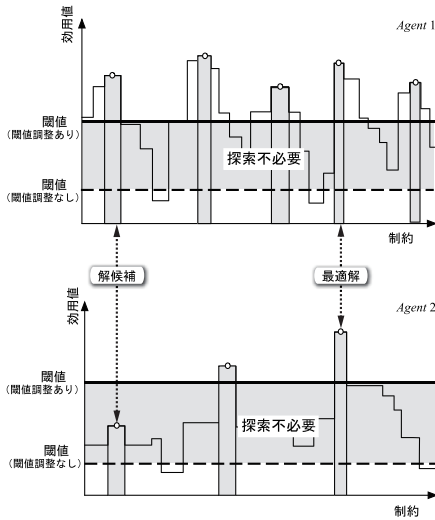


図5 計算量削減の概念図

3.3 計算量の削減

前章で述べた既存の交渉プロトコルにおいて、組み合わせ最適解を求めるステップを行う際にもっとも計算量を要する。一方、新たに提案する手法ではエージェントは少しずつ閾値を下げており、無駄な範囲を入札として生成しない。つまり組み合わせ最適化問題を解く際にかかる計算量を削減できる。

図5で計算量を減らしていることを説明する。図5では2エージェントにおける合意形成の様子を示している。既存の閾値調整を行わない手法[12]では、低い閾値(点線)を入札を生成する際に用いるため、図5で、灰色の部分も入札を行う。このため、灰色部分の入札数に対して組み合わせ最適化問題を解かなければならない。図5の灰色部分を総当たりで探索する既存の手法[12]は、指数関数的な時間が必要となる。

一方、閾値調整を用いた場合、高い値から少しずつ下げていくため図5の灰色部分を探索することなく高い閾値で終了できる。以上から組み合わせ最適解を解くステップの計算量を削減でき、全体としての計算量を減らしている。

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もつ

エージェント間の交渉を100回試行し平均値を取る。

最適率を求める実験で、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困難が生じる。そこで、全エージェントの効用関数を合わせシミュレーテッドアニーリング(SA)[26]を用いて探索を行い最適解の近似解とする。SAは初期の温度を50度として、2500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。シミュレーテッドアニーリングに基づく手法は、エージェントが効用に関する完全な情報をメディアータに公開し、集中処理による求解を行うことになる。以上から、プライバシー情報の公開について全く考慮しておらず、実際に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る。本実験では、提案プロトコルの性能評価の際に、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する。

また、公開範囲の実験では、効用空間における格子状の1点の効用値を公開した時、1だけ公開したと指標を定義して評価を行った。もし100点公開したら100だけ効用を公開したということとなる。

本実験におけるパラメータは以下の通りである。

- エージェント数：3
- 論点の値域：[0,9]
- 制約数:10(単項制約),5(単項制約を除く各次元)。
- 制約の最大効用：100*(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だと考えられている。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)*200
- 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)最適解を得ることである。そのため、探索範囲が拡大しすぎないように初期の温度設定を低めにし、処理回数も少なく抑えてある。

- 閾値調整を使用した方法では初期の閾値を900として下げていき、閾値が200となったら、それ以降は下げない。
- 閾値調整を行わない方法では入札の際の閾値を200としている。
- 閾値調整を行う方法では下げ幅決める式として $50 * (\text{SumAr} - \text{Ar}_i / \text{sumAr})$ を使用した。(SumAr:全エージェントの公開範囲の和, Ar_i : エージェント i の公開範囲)
- 最適率を求める実験における閾値調整を行わない手法と、公開範囲に関する実験の閾値調整を行わない手法の入札数の制限をかけている場合は1エージェント辺りの上限を $\sqrt[3]{6400000}$ (N : エージェント数) とする。本設定は全てのエージェントの入札数の積が計算機上で行える限界6400000を越えないようにするためである。また、公開範囲を求める実験では論点数が6以上になると計算機上で行える限界を超えてしまうため行うことはできない。そのため制限がなしの値は理想的な場合として実験している。
- 本実験プログラムは JAVA2(1.5) で記述し、Mac OS 10.4 が動作している iMac (Core2Duo 2.33GHz メモリ 1.5GB) で実験を行った。

4.2 実験結果

図6に各手法の効用空間の比較を示す。公開範囲を調べることでどれほど効用情報を他のエージェントやメディアータに公開したかが比較可能である。“(A) 閾値調整あり”の折れ線は、本論文で提案する閾値調整を用いた手法を示す。“(B) 閾値調整なし(入札数制限あり)”の折れ線は、既存の手法[12]で使われている入札数を $\sqrt[3]{6400000}$ (N : エージェント数) で制限し、閾値調整を行わない手法を示す。“(C) 閾値調整なし(入札数制限なし)”で示す折れ線は、閾値調整と

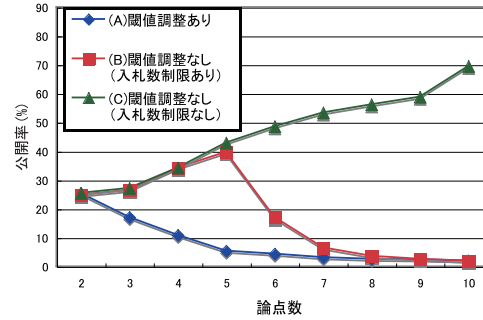


図6 公開範囲の比較

入札数制限を行わない場合を示す。また比較の指標は (公開率) = (公開範囲)/(全体の効用空間の範囲) を用いた。

“(C) 閾値調整なし(入札数制限なし)”においては論点数の増加に従って公開率が増加している。以上から分かるように、もし入札数の制限や閾値調整を行わないと他の方法に比べて過剰に情報を公開している。

“(B) 閾値調整なし(入札数制限あり)”においては論点数5より大きくなると公開率が下がっている。この理由は論点数5以上になると入札数が制限されるからである。しかし、制限範囲は経験的に定められた値であるため、適切な制限範囲を定めるのは困難であり“(A) 閾値調整あり”の場合に比べて論点数が3~7では多くの自分の効用の情報を公開している。

一方、“(A) 閾値調整あり”においては公開率は他の閾値調整を実施しない方法に比べて押さえられている。以上の実験結果から閾値調整メカニズムは過剰なエージェントの効用情報の公開を防いでいることが分かる。つまり、閾値調整メカニズムはエージェントが自分の効用情報を公開することによる効用の減少を減らし、効率的に合意形成を行えているといえる。

次に、エージェント数の増加による公開率への影響を考える。(A)~(C)のグラフはエージェント数3の場合と比較して高い値を示す。この理由は、エージェント数の増加により合意形成が困難になりエージェント数が少ない場合と比べてより多くの効用情報を公開することになるためである。また、“(B) 閾値調整なし(入札数制限あり)”のグラフは急激に公開率が

下がり始める論点数が小さくなる．この理由は入札数制限の値が小さくなるためである．ただし，(A)～(C)のグラフの変化や関係はエージェント数が増加しても同様であると考えられる．

用が得られることが分かる．

また，エージェント数の増加による最適率の影響を考えた場合，(A)，(B)両方のグラフはエージェント数が3の場合と比較して低い値を示すことになる．しかし，二つのグラフ差や関係はエージェント数が3の場合と同様となると考えられる．

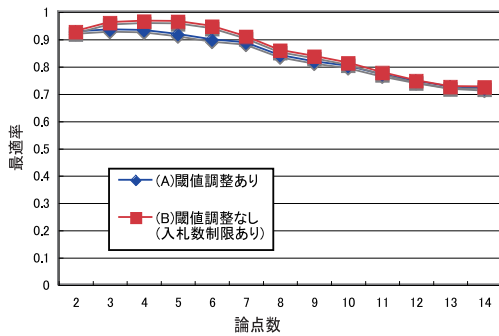


図 7 最適率の比較

図 7 では“ (A) 閾値調整あり ”と“ (B) 閾値調整なし ”の最適率の比較を行っている．図 7 の最適率のグラフから閾値調整を行った場合と行わない場合では差はほとんどない．しかし，論点数が 3～7 周辺では閾値調整を行った場合の最適率が少し下がっている．最適率が下がる理由は任意のエージェントが高い効用を持ち，そのエージェントが高い効用を持つ部分において他のエージェントが低い効用を持つ場合，閾値調整をしなければ発見できるが，閾値調整をすることでより高い最適解となる組み合わせを見逃してしまうからである．しかし，上記のようになる場合は少なく，最適率に大きな差がでない．

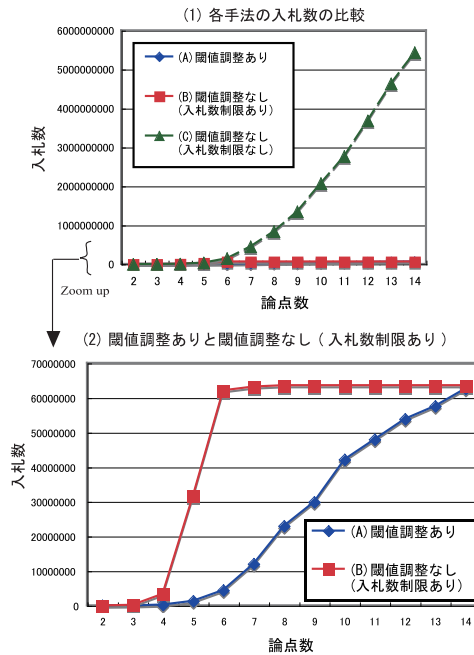


図 8 入札数の比較

図 8(1) では各エージェントがもつ全エージェントの入札数を乗算した値の平均を示している．全エージェントの入札数を乗算した値を示すことで最適解の発見のステップにおける計算量の比較が可能となる．なぜならば，最適解を求めるステップでエージェント数が n ，各エージェントの入札数を B_1, B_2, \dots, B_n とすると，最悪の場合の計算量は $B_1 \times B_2 \times \dots \times B_n$ となるからである．

以上の実験から閾値調整を行う手法を用いることで最適率の大きな変化なしにエージェントの公開範囲を最低限にすることが可能であることが分かる．最適率は社会的効用（全てのエージェントの和）が最大の部分にどれほど近い値が求められているかを示している．[12] が示すように，閾値調整を行わない場合，非線形の効用関数に対して高い最適率を示す．一方，公開範囲等を減らしている閾値調整メカニズムを用いた場合でも大きく最適性を損なうことなく既存の閾値調整を用いない手法と同様の値を示す．つまり，閾値調整メカニズムを用いた場合でも高い社会的効

“ (C) 閾値調整なし (入札数制限なし) ”では入札数が指数関数的に増加している．図 8(1) では，“ (A) 閾値調整あり ”，“ (B) 閾値調整なし (入札数制限あり) ”の差が分かりにくいので図 8(2) に拡大して示す．提案した“ (A) 閾値調整あり ”のグラフは全ての論点数において効果的に入札数を減らしている．一方“ (B)

閾値調整なし(入札制限あり)”では論点数 6 以降一定値を取り続けている。この理由は論点数 6 以降で入札数の制限が行われているからである。入札数制限が行われる前の論点数では入札数は閾値調整を行う場合よりかなり大きい。以上から閾値調整メカニズムは全体で最も計算量を必要とする組み合わせ最適解を求める部分の計算量を削減しており、結果的にエージェント数や効用空間の複雑度に対するスケーラビリティ性と計算時間の削減が行われていることが分かる。

最後に、エージェント数の増加による入札数への影響を議論する、三つのグラフはエージェント数 3 の場合と比較して高い値を示す。この理由はエージェント数の増加により合意形成が困難になりエージェント数が少ない場合と比べてより多くの効用情報を公開せざるえなくなるためである。また“(B) 閾値調整なし(入札数制限あり)”のグラフが一定になる論点数が小さくなる。この理由は各エージェントの入札数制限の値が小さくなるためである。ただし、(A)~(C)のグラフの変化や関係はエージェント数が増加しても同様であると考えられる。

5 関連研究

本研究の先行研究として効用空間の絞り込みに基づく交渉手法 [37] が提案されている。メディエータは、まず、全てのエージェントに対して、クラスター入札を要求し、送信されてきた入札に基づいて合意を決定する。次に、クラスター入札から得られた各々の合意案が示す領域だけに範囲を限定した最大制約入札を、全エージェントに要求し、合意を決定する。最後に、メディエータは、最大制約入札から得られた各々の合意案が示す領域だけに範囲を限定したピーク入札を要求し、ここまでのラウンドと同様に合意案を得る。絞りこみに基づく交渉手法はシミュレーション実験により、本文で提案されているメカニズムが論点数 10 のような効用空間が大きな範囲においても実行可能であり高い最適率と低い合意形成失敗率であることが示されている。ただし、本論文で提案している閾値調整メカニズムはエージェントの公開範囲を最低限にすることを目的としており、文献 [37] が目指す最適性の向上と合意形成失敗率の削減とは目的の方向性

が異なる。

また、本論文で対象としている問題が提案手法に対して満たす条件として、“分散最適化である”、“個々のエージェントが利己主義である”そして、“プライベート情報について考慮している”という条件下での最適化であると仮定がある。上で述べたような問題の最適化は、古典的な最適化の分野や OR の分野ではほとんど見受けられない。この理由はマルチエージェントに関連しない多くの研究が様々な問題を分割し、分散させて行うことを目的としていないからである。よって以降の関連研究ではマルチエージェントの分野における様々な最適化手法について議論を行う。

マルチエージェントの分野において、分散制約充足問題が盛んに研究が行われている。分散制約充足問題は制約充足問題を構成要素である変数、制約が複数のエージェントに分散された問題である ([34], [32], [19], [17])。分散制約問題は様々な問題をエージェント同士が協調して解く問題であり、協調問題を扱う分野においては重要な分野である。有名な手法としては同期バクトラッキング、非同期バクトラッキング [33]、弱コミットメント探索アルゴリズム [31] が挙げられる。また、分散制約充足問題を発展させた分散制約充足最適化問題のアルゴリズムの開発が最近、盛んになってきている。分散制約最適化問題とは制約に対してコストを割当てることで違反する制約のコストを最小化する解を求める問題である。制約充足最適化問題の解法として ADOPT (Asynchronous Distributed OPTimization) [10] などが有名である。さらに分散制約最適化問題のエージェントのプライバシー面に考慮し、解析やアルゴリズム開発を行っている論文も存在する ([21], [22], [23])。

本論文も協調的な交渉問題を扱っているため似たような問題を対象にしている。しかし、分散制約充足問題を本問題を解くプロトコルとして採用できない。なぜならば、分散制約充足問題のアルゴリズムを単純に本論文で対象としている問題に適用するだけではエージェントが利己主義であるという条件を考慮されないためである。

次に、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ヨ

ン研究における勝者決定手法は ([27][28][2] etc.)、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る。組み合わせオークションの分野においても、勝者決定手法のアルゴリズムを中心に数々の最適化手法が存在している ([2][4][28] etc.)。最近では組み合わせオークションの勝者決定問題に対しては、CASS [8] を含め、その最良解を高速に探索するためのアルゴリズムが多く検討されてきている [3]。さらに勝者決定問題においては近似解探索アルゴリズムの開発も最近活発になってきている ([39],[11])。文献 Zurel らの手法 [35] および、Casanova アルゴリズム [9] は、近似解探索アルゴリズムとしては非常に高い近似性能を発揮することが報告されており、今後もスケラビリティや最適性における飛躍が期待されている。しかし、組み合わせオークションなどのオークションプロトコルは全ての効用情報を公開することが前提となっている。以上から、プライバシー情報について考慮されていないことからそのまま、本問題に適用するのは不十分であるといえる。

また、分散制約最適化問題や組み合わせオークションの勝者決定アルゴリズム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、既存の分散制約最適化問題をや組合せオークションのアルゴリズムをそのまま本問題に適用することは困難である。

以下に複数論点交渉問題における非線形効用関数に注目した文献を示す。文献 [18] 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、本文献では、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 [20] 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イ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。本文献では、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、本文献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いる。

文献 [1] 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 [13] 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。

文献 [14],[15] は二者間の複数論点の交渉問題を取り扱っている。また、文献 [24],[25] では電子商取引における二者間の複数の商品取引や複数論点の交渉問題に対して Utility Graph を用いて取り組んでいる。さらには、[7] は時間制約が存在する二者間交渉を提案している。これらの研究は興味深い観点から提案されているが、どれも二者間に限った交渉問題になっている。

また、エージェントの個人情報や他のエージェントに知られずに組み合わせオークションを行う手法とし

てセキュア組み合わせオークション[30]が提案されている。既存の組み合わせオークションのアルゴリズムをそのまま本交渉問題に適用するのは困難であるが、セキュアなプロトコルの基本技術である秘密分散[38]を使うことによる本交渉プロトコルのセキュア化は今後の課題の一つである。

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、スケーラビリティに関する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。

6 おわりに

本論文ではマルチエージェントの複数論点交渉問題における閾値調整に基づく交渉手法を提案した。また、高い最適率を保ったままメタデータに公開する範囲を最低限にすることをシミュレーション実験により示した。人の代理のソフトウェアであるエージェントが、自分の効用空間をできる限り公開することなく交渉を行うことは現実的な設定である。また、提案した手法が組み合わせ最適解を求めるステップの計算量を減らすことに成功していることを示した。

今後の課題としては、まず入札生成/合意決定アルゴリズムの高速化によるスケーラビリティの改善があげられる。論点数が10をこえるような大規模な問題に対して、計算量を調整しながら交渉を行う新たな手法の提案が必要である。また、本論文ではエージェントが虚偽の入札を生成した場合については考慮していない。そこで、入札の生成と合意決定を行う過程において、虚偽の入札生成を防ぐメカニズムを考察する必要がある。

参考文献

- [1] Barbuceanu, M. and Lo, W.-K.: Multi-attribute Utility Theoretic Negotiation for Electronic Commerce, *Proceedings of the International Workshop on Agent-mediated Electronic Commerce (AMEC2000)*, 2000, pp. 15–30.
- [2] Cramton, P. and Richard Steinberg, Y. S.: *Combinatorial Auctions*, MIT Press, 2006.
- [3] de Vries, S. and Vohra, R. V.: *Combinatorial Auctions, A Survey, International Transactions in Operational Research*, Vol. 15, No. 3(2003), pp. 284–309.
- [4] Epstein, R., Henriquez, L., Catalan, J., Weintraub, G. Y., and Martinez, C.: A Combinatorial Auction, *Proceedings of the 16th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-99)*, 1999, pp. 542–547.
- [5] Faratin, P., Sierra, C., and Jennings, N. R.: Using similarity criteria to make issue tradeoffs in automated negotiations, *Artificial Intelligence*, Vol. 142, No. 2(2002), pp. 205–237.
- [6] Fatima, S., Wooldridge, M., and Jennings, N. R.: Optimal negotiation of multiple issues in incomplete information settings, *Proceedings of the 3rd International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS2004)*, 2004.
- [7] Fatima, S. S., Wooldridge, M., and Jennings, N. R.: Approximate and online multi-issue negotiation, *Proceedings of the 6th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems (AAMAS-2007)*, 2007, pp. 947–954.
- [8] Fujishima, Y., Leyton-Brown, K., and Shoham, Y.: the Computational Complexity of Combinatorial Auctions: Optimal and Approximate Approaches, *Proceedings of the 16th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI99)*, 1999, pp. 548–553.
- [9] Guo, Y., Lim, A., Rodrigues, B., and Zhu, Y.: A Non-exact Approach and Experiment Studies on the Combinatorial Auction Problem, *Proceedings of 38th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS-05)*, 2005.
- [10] Hirayama, K. and Yokoo, M.: Distributed Partial Constraint Satisfaction Problem, *Proceedings of the 3rd International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming*, 1997, pp. 222–236.
- [11] Hoos, H. H. and Boutilier, C.: Solving Combinatorial Auctions using Stochastic Local Search, *Proceedings of the AAAI2000*, 2000, pp. 548–553.
- [12] Ito, T., Hattori, H., and Klein, M.: Multi-issue negotiation protocol for agents: Exploring nonlinear utility spaces, *Proceedings of the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-2007)*, 2007, pp. 1347–1352.
- [13] Klein, M., Faratin, P., Sayama, H., and Bar-Yam, Y.: Negotiating Complex Contracts, *Group Decision and Negotiation*, Vol. 12, No. 2(2003), pp. 58–73.
- [14] Lai, G., Li, C., and Sycara, K.: A general model for pareto optimal multi-attribute negotiations, *Proceedings of Second International Workshop on Rational, Robust, and Secure Negotiations in Multi-Agent Systems (RRS-2006)*, 2006.
- [15] Lai, G., Sycara, K., and Li, C.: A decentralized model for multi-attribute negotiations with incomplete information and general utility functions,

- Proceedings of the 2nd International Workshop on Rational, Robust, and Secure Negotiations in Multi-Agent Systems (RRS-2006)*, 2006.
- [16] Lau, R. R. K.: Towards genetically optimised multi-agent multi-issue negotiations, *Proceedings of the 38th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS05)*, 2005.
- [17] Lemaitre, M. and Verfaillie, G.: An Incomplete Method for Solving Distributed Valued Constraint Satisfaction Problems, *Proceedings of the AAAI97 Workshop on Constraints and Agents*, 1997.
- [18] Lin, R. J. and Chou, S. T.: Bilateral multi-issue negotiations in a dynamic environment, *Proceedings of the AAMAS Workshop on Agent Mediated Electronic Commerce (AMEC V)*, 2003.
- [19] Liu, J. and Sycara, K. P.: Exploiting problem structure for distributed constraint optimization, *Proceedings of the 1st International Conference on Multiagent Systems*, 1995, pp. 246–253.
- [20] Luo, X., Jennings, N. R., Shadbolt, N., Leung, H., and Le, J. H.: A Fuzzy Constraint based Model for Bilateral, Multi-issue Negotiations in Semi-competitive Environments, *Artificial Intelligence*, Vol. 148(2003), pp. 53–102.
- [21] Maheswaran, R. T., Pearce, J. P., Varakantham, P., and Bowring, E.: Valuations of possible states (VPS): a quantitative framework for analysis of privacy loss among collaborative personal assistant agents, *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS-2005)*, 2005.
- [22] Maheswaran, R. T., Pearce, J. P., Varakantham, P., Bowring, E., and Tambe, M.: Privacy Loss in Distributed Constraint Reasoning: A Quantitative Framework for Analysis and its Applications, *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, Vol. 13(2008), pp. 27–60.
- [23] Rachel Greenstadt, J. P. and Tambe, M.: Analysis of Privacy Loss in Distributed Constraint Optimization, *Proceedings of the 17th Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference*, 2006.
- [24] Robu, V. and Poutre, H. L.: Retrieving the Structure of Utility Graphs Used in Multi-Item Negotiation through Collaborative Filtering of Aggregate Buyer Preferences, *Proceedings of Second International Workshop on Rational, Robust, and Secure Negotiations in Multi-Agent Systems (RRS-2006)*, 2006.
- [25] Robu, V., Somefun, D. J. A., and Poutre, J. L.: Modeling complex multi-issue negotiations using utility graphs, *Proceedings of the 4th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS 2005)*, 2005.
- [26] Russell, S. J. and Norvig, P.: *Artificial Intelligence : A Modern Approach*, Prentice Hall, 2002.
- [27] Sakurai, Y., Yokoo, M., and Kamei, K.: An Efficient Approximate Algorithm for Winner Determination in Combinatorial Auctions, *Proceedings of the 2nd ACM Conference on Electronic Commerce (EC-00)*, 2000, pp. 30–37.
- [28] Sandholm, T., Suri, S., Gilpin, A., and Levine, D.: Winner Determination in Combinatorial Auction Generalizations, *Proceedings of the 1st International Joint Conference on Autonomous Agent and Multi-Agent Systems (AAMAS-2002)*, 2002, pp. 69–76.
- [29] Soh, L.-K. and Li, X.: Adaptive, confidence-based multiagent negotiation strategy, *Proceedings of the 3rd International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS2004)*, 2004.
- [30] Suzuki, K. and Yokoo, M.: Secure combinatorial auctions by dynamic programming with polynomial secret sharing, *Proceedings of the 6th International Financial Cryptography Conference (FC-02) Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 237(2002), pp. 44–56.
- [31] Yokoo, M.: Asynchronous Weak-commitment Search for Solving Distributed Constraint Satisfaction Problems, *Proceedings of the 1st International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming (CP-95)*, 1995.
- [32] Yokoo, M.: *Distributed Constraint Satisfaction: Foundations of Cooperation in Multi-agent Systems*, Springer, 2001.
- [33] Yokoo, M., Durfee, E. H., Ishida, T., and Kuwabara, K.: Distributed Constraint Satisfaction for Formalizing Distributed Problem Solving, *Proceedings of the 12th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS-92)*, 1992.
- [34] Yokoo, M. and Ishida, T.: *Search Algorithms for Agents*, in *Multiagent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence*, MIT Press, 1999.
- [35] Zurel, E. and Nisan, N.: An efficient approximate allocation algorithm for combinatorial auctions, *Proceedings of the 3rd ACM Conference on Electronic Commerce (EC2001)*, 2001, pp. 125–136.
- [36] 服部宏充, 伊藤孝行, Klein, M.: 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*, Vol. J89-D, No. 12(2006), pp. 2648–2660.
- [37] 服部宏充, 伊藤孝行, Klein, M.: 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」, Vol. J90-D, No. 9(2007), pp. 2336–2348.
- [38] 横尾真: オークション理論の基礎, 東京電機大学出版社, 2006.
- [39] 福田直樹, 伊藤孝行: 組み合わせオークションにおける多数入札時での勝者決定の近似解法に関する一考察, *電子情報通信学会論文誌*, Vol. J90-D, No. 9(2007), pp. 2324–2335.