2G1-2

自動メカニズムデザインのデータからのルール抽出

A rule extraction algorithm for combinatorial auctions with automated mechanisms design

毛利 貴之 Takayuki Mouri　杉町 勇和 Toshikazu Sugimachi　東藤 大樹 Taiki Todo　岩崎 敦 Atsushi Iwasaki　横尾 真 Makoto Yokoo

九州大学大学院システム情報科学府
Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

Automated mechanism design (AMD) provides a novel scheme to design social choice rules (e.g., combinatorial auction mechanisms) by using mathematical programming techniques. However, it only returns a discretized set of outcomes, i.e., allocations and the associated payments given possible type profiles. Therefore, for large combinatorial auction problems, there has been no scheme to effectively generalize a social choice rule for a continuous set of outcomes in the literature of mechanism design. In this paper, we formalize the problem as a rule extraction problem. We then propose a new algorithm to automatically extract a payment rule of a combinatorial auction mechanism from the discretized set of outcomes obtained from AMD. Our experiments reveal that the proposed algorithm successfully extracts payment rules of two existing combinatorial auction mechanisms that is either strategy-proof or false-name-proof.

1. 序論

ある環境に存在する戦略的な行動をするエージェントの集団に対して，集団としての意思決定方式 (制度，メカニズム) を導入すると，何らかの社会的な結果が得られる．社会的に望ましい結果を得られるようメカニズムを設計する問題は，メカニズムデザインと呼ばれ，ミクロ経済学／ゲーム理論の一分野として活発に研究が行われている [坂井 08, 横尾 06].

とくに組合せオークション [Cramton 05, Vries 03] はもっとも成功しているメカニズムデザインの一分野である．通常のオークションは一度に 1 つの商品 (財) を販売するのに対し，組合せオークションは，価値に依存性のある (代替性や補完性) 複数種類の異なる財を販売する．これにより，エージェントの複雑な選好を同時に考慮することで，オークション主催者やエージェントの利益 (効用) を増加できることが知られている．中でも，Vickerey-Clarke-Groves (VCG) メカニズム [Varian 95] が理論的に優れた性質を持つメカニズムとして知られている．VCG メカニズムにおいて，エージェントが真の評価値を申告することが最適な戦略 (支配戦略) となっている．

しかし近年，オークションの結果がコアにならない，敗者の談合に対して脆弱，架空名義入札に対して脆弱といった VCG の問題点も指摘されている．とくに，あるエージェントが，複数のメールアドレスなどの名義を用いてオークションに参加する架空名義入札は，インターネットオークションが盛んな現状を鑑みると深刻な問題になりうる [Yokoo 04]．そこで，架空名義操作不可能なオークションメカニズムがいくつか提案されている（例えば，[Iwasaki 10] など）．

従来，このようなメカニズム設計は人手によって行われてきたが，多大な労力と膨大な時間がかかってしまうことが難点となっている．近年では，メカニズム設計自体を最適化問題として定式化し，整数計画法を用いてメカニズムを自動設計するアイデア (自動メカニズムデザイン) [Sandholm 03] が提案されている．具体的には，メカニズムが入力 (エージェントのタイプの集合) と出力 (財の割当と支払額) の関係を示す表であると考える．表の各項目を整数計画法の変数とし，制約条件 (真の評価値を入札することが最適，単一の名義を用いて入札することが最適等) の元で，参加者の利益や収入の最大化を目的関数として最適解を求める．

しかし，整数計画法を用いた自動メカニズム設計では表の項目数／変数の数は参加者数に関して指数的に増加し，大規模な問題では最適解を得ることが不可能となる．このため，本来は連続，もしくは多数の可能性のある参加者のタイプ，例えばオークションなら商品の価値を，ごく少数の離散的な候補値に絞ることにより，整数計画法の最適解を得ることを可能にしている．例えば，本来の評価値が 0 から 100 の間の任意の整数値である場合に，非常に高い値である 100, 中間的な値である 50, 非常に低い評価値である 0 の三通りの可能性に限って最適化を行うといったことが必要になる．

現状では，このような代表的な値に対する自動メカニズム設計の出力結果を，人間が解析して一般的なルールを求めようとしている．しかし，表の項目が数 100 程度となった場合，人手により結果を解析し一般的なルールを得ることは非常に困難となる．また，自動メカニズム設計の結果は絞り込みを行った特定の入力に特化して最適化されており，必ずしも一般的なルールが得られるとは限らない．さらに，得られたルールの候補を検証し，さらに異なる入力で自動メカニズム設計を実行するといった繰り返しが必要となる．

そこで本論文では，自動メカニズムデザインで得られた解から一般的なルールを自動的に抽出するアルゴリズムを開発する．このように膨大なデータから何らかの一般的なルール／法則を発見するアルゴリズムはデータマイニングや知識発見の分野で盛んに研究されている [元田 06]．しかし，メカニズムを表す関数，具体的には商品の割当て方法や支払額を決定する関数は，あるしきい値を越えているかどうかで勝敗が決まるなど，不連続かつ非線形であり，科学的法則発見等の分野で扱われてきた法則と比較すると，複雑で理論的に扱いづらい形式であることが通例である．このため，本論文では，組合せオークションメカニズムの設計に特化した，貪欲法に基づく最小被覆問題を解くアルゴリズムや条件分岐を利用したアルゴリズムを

連絡先: 毛利 貴之，九州大学大学院システム情報科学府，812-0395 福岡県福岡市西区元岡 744 番地，(092)802-3576, mouri@agent.inf.kyushu-u.ac.jp

提案する．提案手法により，従来の戦略的操作不可能または架空名義操作不可能なメカニズムを再発見することに成功した．

2. 準備

n 人のエージェントが m 種類の財を競り合う組合せオークションを考える．エージェントの集合を $N = \{1, \ldots, n\}$，財の集合を $M = \{g_1, \ldots, g_m\}$ とする．各エージェント i は財の組合せ (バンドル) $B \subseteq M$ に対する評価値を持つ．i の $B \subseteq M$ に対する評価値は，タイプと呼ばれる $\theta_i \in \Theta$ を用いて $v(B, \theta_i)$ で表現する．バンドルに関する評価値は常に $B' \supseteq B$ において，$v(B', \theta_i) \geq v(B, \theta_i)$ が成立する．各エージェントが申告するタイプの組を $\theta = (\theta_1, \ldots, \theta_n) \in \Theta^n$ とする．また，エージェント i は常にただ一つのバンドルだけを必要とする，すなわち単一バンドル指向 (single-minded) であると仮定する．

組合せオークションメカニズム $\mathcal{M}(X, p)$ は一般に割当規則 X と支払規則 p の 2 つの関数から構成される．A を可能な割当の集合とすると，割当規則 $X : \Theta^n \to A$ は各エージェントの申告したタイプの組を入力とし，各エージェントへの財の割当を出力する．支払規則 $p : \Theta^n \to \mathbb{R}^n$ は各エージェントの申告したタイプの組を入力とし，各エージェントが支払う金額を出力する．次に i 以外のエージェントが申告したタイプの組を θ_{-i} とする．このとき，i が θ_i を申告したときの i への割当および支払額を $X_i(\theta_i, \theta_{-i})$ および $p_i(X_i(\theta_i, \theta_{-i}), \theta_{-i}))$ と表す．さらに i が θ_i を申告して得る効用を準線形と仮定し，$v(X_i(\theta_i, \theta_{-i}), \theta_i) - p(X_i(\theta_i, \theta_{-i}), \theta_{-i})$ とする．

メカニズム設計者はその目的に応じて，望ましい結果を与える割当規則と支払規則を設計する．ここでは，オークションメカニズムが満たすべき代表的な性質について述べる．まず，戦略的操作不可能性 (strategy-proofness, SP) とは，各エージェントが自分のタイプを偽ったときの効用が，真のタイプを申告したときの効用より常に小さくなければならないことを意味する．すなわち，正直に自身のタイプを申告することが支配戦略になることを意味する．次に，架空名義操作不可能性 (false-name-proofness, FNP) とは，1 人のエージェントが，2 つ以上の架空名義を用いてタイプを申告したときの効用が，そのエージェントがただ 1 つの名義を用いてタイプを申告したときの効用より常に小さくなければならないことを意味する．すなわち，常に単一の名義を用いて正直に自身のタイプを申告することが支配戦略となることを意味する．ここでもし，1 人のエージェントがただ 1 つの名義しか使えないと仮定すると SP と FNP は等価となる．最後に，本論文では割当可能性，個人合理性，準匿名性，および入札と財の対称性を仮定する．これらについては [Iwasaki 10] を参照されたい．

従来，理論的なメカニズムは人手で設計されてきたが，近年，メカニズム設計の問題自体を最適化問題に帰着し，最適化手法（整数計画法）を用いてメカニズムを設計する手法である自動メカニズムデザイン (automated mechanism design, AMD) [Sandholm 03] が提案されている．AMD はエージェントに与えられうるタイプの組合せ Θ を入力とする．ここで Θ は離散的集合とする．n 人のエージェントが申告しうるタイプの組 Θ^n のそれぞれに対応する割当と支払額の表を結果 $\mathcal{O}$ として出力する．本論文における AMD は，メカニズムが実現する社会的余剰の期待値の最大化を目的関数とする．社会的余剰とはオークション主催者を含む全てのエージェントの効用の総和である．つまり，AMD は SP や FNP などを制約条件として，社会的余剰を可能な限り最大化する最適解としてオークションの結果の集合 $\mathcal{O}$ を計算する．

ここで 3 人 2 財の組合せオークションを考える．ある入札者 i に与えられるタイプ $\theta_i \in \Theta$ をバンドル $\{g_1\}, \{g_2\}$ および $\{g_1, g_2\}$ に対する評価値で表す．例えば，タイプ $(4, 0, 4)$ はそれぞれ $(\{g_1\}, \{g_2\}, \{g_1, g_2\})$ に対する評価値を表す．エージェントのタイプ集合 Θ を $\{(0, 0, 0), (0, 0, 3), (0, 0, 5), (0, 0, 7), (2, 0, 2), (4, 0, 4), (6, 0, 6), (0, 2, 2), (0, 4, 4), (0, 6, 6)\}$ と与えたときの AMD の出力結果を表 1 に示す．実際の AMD は 10^3 通りのタイプの組に対する割当と支払額を出力するが，その中から 6 組に対する割当のみを示している．表 1 において，エージェントのタイプとした列はエージェント 0, 1, 2 が申告したタイプ，すなわち，どのバンドルにいくら入札したかを表している．財の割当とした列は，そのタイプの組に対して，誰にどの財を割り当てるかを表している．例えば，AMD の結果 o^1 では，エージェント 0 が $\{g_1, g_2\}$ に 3，エージェント 1 が $\{g_1\}$ に 4，エージェント 2 が $\{g_2\}$ に 2 を申告した場合，エージェント 0 には何も割り当てず，エージェント 1 に $\{g_1\}$ を，エージェント 2 に $\{g_2\}$ を割り当てることになる．

3. ルール抽出

本節では，AMD の出力から一般的なルールを抽出する方法について述べる．AMD によるメカニズム設計では，表の項目数／変数の数は参加者数に関して指数的に増加し，大規模な問題では最適解を得ることが不可能となる．このため，本来は連続となるエージェントのタイプをごく少数の離散的な候補値に絞っている．現状では，このような代表的な値に対する AMD の出力を，人間が解析して一般的なルールを求めてきた．しかしながら，表の項目が数 100 程度となった場合，人手により結果を解析し一般的なルールを得ることは非常に困難となる．

そこで，一般的なルールを抽出するために，オークションメカニズムにおけるしきい値 (critical vallue) に着目する．しきい値は他のエージェントの申告を固定した場合に一意に定まる，つまり，θ_{-i} を入力とする関数として表すことができる．このため，エージェントはそのしきい値を超える値を申告することで，しきい値を支払い，財を獲得できることが知られている．提案手法は，あるエージェント i がバンドル B_i を獲得するために必要なしきい値を AMD の出力から推定する．

ここで，本論文で扱うしきい値の候補関数を定義する．まず，エージェント i を除く社会的余剰の最大値を $ss_{N \setminus \{i\}}$ とする．次に，エージェント i が欲しがるバンドル B_i を除くときの社会的余剰の最大値を $ss_{M \setminus B_i}$ とする．また，s 個の財を持つ異なるバンドルの中で t 番目に大きな評価値を表す関数を $os[s, t]$ とする．さらに，上記の候補関数を定数倍した関数や任意の 2 つの候補関数の線形和・線形差した関数を扱う．例えば，$ss_{N \setminus \{i\}} - ss_{M \setminus B_i}$ は VCG メカニズムの支払規則を示す．

オークション結果を読み込んでからあるエージェント i がバンドル B_i を獲得するためのしきい値を求めるまでのフローについて述べる．まず，自動メカニズムデザインによるオークション結果の集合 $\mathcal{O} = \{o^1, \ldots, o^u\}$ を読み込む．各 o^k $(k \in \{1, \ldots, u\})$ は，エージェントの申告したタイプ θ と割当結果 a を情報として持つ．ここで，$\mathcal{O}$ から，i が B_i に入札しているオークション結果 o^k のみを抜き出し，その集合を $\mathcal{O}'$ とする．

次に $\mathcal{O}'$ に含まれるオークション結果 o^k にラベル付けを行う．o^k が持つエージェントのタイプ θ に着目し，i 以外のエージェントのタイプの組 θ_{-i} が一致するオークション結果 o^k に同一のラベル $l \in \{1, \ldots, L\}$ を付ける．一致するものがないときは，その o^k は単独のラベルを持つ．ラベル l を付けられ

表 1: 自動メカニズムデザインの出力結果（一部）

AMD の結果	エージェントのタイプ			財の割当		
	0	1	2	0	1	2
o^1	$\{g_1, g_2\}$: 3	$\{g_1\}$: 4	$\{g_2\}$: 2	$\emptyset$	$\{g_1\}$	$\{g_2\}$
o^2	$\{g_1, g_2\}$: 5	$\{g_1\}$: 2	$\{g_2\}$: 4	$\{g_1, g_2\}$	$\emptyset$	$\emptyset$
o^3	$\{g_1, g_2\}$: 5	$\{g_1\}$: 4	$\{g_2\}$: 2	$\{g_1, g_2\}$	$\emptyset$	$\emptyset$
o^4	$\{g_1, g_2\}$: 5	$\{g_1\}$: 4	$\{g_2\}$: 4	$\emptyset$	$\{g_1\}$	$\{g_2\}$
o^5	$\{g_1, g_2\}$: 5	$\{g_1\}$: 6	$\{g_2\}$: 2	$\emptyset$	$\{g_1\}$	$\emptyset$
o^6	$\{g_1, g_2\}$: 7	$\{g_1\}$: 4	$\{g_2\}$: 2	$\{g_1, g_2\}$	$\emptyset$	$\emptyset$
$\vdots$		$\vdots$			$\vdots$	

た o^k が持つ i を除くタイプの組 θ_{-i} を θ^l_{-i} と表す．

ラベル付けの後，各ラベル l について，ラベル l を付けられた結果における i のしきい値の候補範囲 $CV^l \subseteq \mathbb{R}$ を求める．この候補範囲は，上限値 $\overline{cv}^l \in \mathbb{R}$ と下限値 $\underline{cv}^l \in \mathbb{R}$ によって，$CV^l = [\underline{cv}^l, \overline{cv}^l]$ と規定される．$\overline{cv}^l$ は，ラベル l を付けられた結果において（即ち，i 以外のエージェントの入札が θ^l_{-i} である場合に），i が B_i を獲得できる最小の入札額を表す：

$$\overline{cv}^l = \min\{\theta_i \in \Theta_i | X_i(\theta_i, \theta_{-i}) = B_i\}$$

一方 $\underline{cv}^l$ は，ラベル l 付された結果において，i が B_i を獲得できない最大の入札額を表す：

$$\underline{cv}^l = \max\{\theta_i \in \Theta_i | X_i(\theta_i, \theta_{-i}) = \emptyset\}$$

このとき，SP より，i が B_i を獲得するためのしきい値は，範囲 $[\underline{cv}^l, \overline{cv}^l]$ の中に存在する．

ここで，各候補範囲 CV^l について，あらかじめ定義された有限の候補関数の集合 $\mathcal{F} = \{f_1, f_2, \ldots\}$ のそれぞれを評価する．具体的には，全てのラベル $l \in \{1, \ldots, L\}$ に対して

$$f_j(B_i, \theta^l_{-i}) \leq \overline{cv}^l \qquad (1)$$

を満たし，少なくとも一つのラベル $l \in \{1, \ldots, L\}$ に対して

$$f_j(B_i, \theta^l_{-i}) \geq \underline{cv}^l \qquad (2)$$

を満たす候補関数 f_j を記憶していく．このとき，式 (1) 及び (2) を満たす候補関数 f_j に，式 (2) が成立するラベルの集合を $S_j \subseteq \{1, \ldots, L\}$ として保持させるものとする：

$$S_j = \{l \in \{1, \ldots, L\} | f_j(B_i, \theta^l_{-i}) \in CV^l\}$$

式 (1) (2) を満たす候補関数 f_j が保持するラベルの集合 S_j によって，ラベルの集合 $\{1, \ldots, L\}$ を被覆する最小被覆問題を解く．この問題は貪欲法に基づくアルゴリズム (Algorithm 1) で解く．最小被覆に用いられた候補関数の集合を $\mathcal{G}$ とすると，i が B_i を獲得するためのしきい値 $cv(B_i, \theta_{-i})$ は以下になる：

$$cv(B_i, \theta_{-i}) = \max_{f_l \in \mathcal{G}} f_l(B_i, \theta_{-i})$$

提案したルール抽出アルゴリズムに AMD の出力を適用した結果を概説する．まず，AMD に戦略的操作不可能性 (SP) の制約条件のみを課す場合，提案手法は，代表的なメカニズムである VCG と同じ支払規則を発見することに成功した．VCG は社会的余剰を最大化するメカニズムの中で，SP の制約条件を唯一満たしている．このため，この結果は自然であり，提案手法がうまく機能していることを示している．

Algorithm 1 貪欲法に基づくアルゴリズム

$\mathcal{C} \leftarrow \emptyset, \mathcal{G} \leftarrow \emptyset$
while $\mathcal{C} \neq \mathbb{L}$ **do**
  choose f_j s.t. $S_j \in \arg\min_{f_j \in \mathcal{F}} \frac{c(S_j)}{|S_j - \mathcal{C}|}$
  $\mathcal{C} \leftarrow \mathcal{C} \cup S_j$, $\mathcal{G} \leftarrow \mathcal{G} \cup f_j$
end while
return $\mathcal{G}$

次に，AMD に架空名義操作不可能性 (FNP) の制約条件を追加した場合，提案手法は適切なしきい値を推定できなかった．これは全てのラベルを被覆できるような候補関数が存在しないことを示している．詳しく述べると，候補関数 f_j を記憶するには全てのラベルにおいて式 (1) を満たすとともに，少なくとも 1 つのラベルにおいて式 (2) を満たさなければならない．しかし，全てのラベルが式 (1) を満たさなければならないため，記憶される候補関数がほとんど存在せず，その結果，式 (2) を満たせないラベルが存在しうる．

4. 条件分岐

AMD に FNP の制約条件を課した場合，しきい値が推定できない場合があることを述べた．そこで，本章では条件分岐を利用した Algorithm 2 を提案する．このアルゴリズムはラベルの集合 $\mathbb{L} = \{1, \ldots, L\}$ を複数に分割してしきい値を求める．ラベルの集合 $\mathbb{L}$ を入力とし，しきい値の集合 $\mathcal{CV}$ を出力する．以下に条件分岐を用いたアルゴリズムの流れを述べる．

まず，Algorithm 1 を用いて，しきい値を求める．ここでもし，ラベルの全体集合 $\mathbb{L}$ に対して被覆できないラベルが存在すれば，$\mathbb{L}$ を 2 つの集合に分割する．具体的には，任意の 2 つの候補関数 $f, g \in \mathcal{F}$ を選び，$f > g$ となるラベルの集合を X とし，$f \leq g$ のラベルの集合を Y とする．ただし，$X \cup Y = \mathbb{L}, X \cap Y = \emptyset$ である．

次に，集合 X に Algorithm 1 を適用していく．もし，集合 X の全てのラベルを被覆できれば，X におけるしきい値 cv_X を保持する．一方で被覆できないラベルが存在すれば，再度 f, g を選び直す．また，集合 Y についても同様に Algorithm 2 を再帰的に適用し，$\mathcal{CV}^Y$ を得る．以上より，Algorithm 2 はしきい値の集合 $\mathcal{CV} = \{cv_X\} \cup \mathcal{CV}^Y$ を出力する．

例 1. 3 人 2 財の組合せオークションにおける AMD の出力結果 (表 1) に対して，Algorithm 2 を適用し，エージェント 1 が $\{g_1\}$ を獲得するためのしきい値を推定する場合について説明する．まず，この AMD は FNP を制約に含むため，Algorithm 1 は全てのラベルを被覆できない．そこで，条件分岐を行い $os_{2,1} > os_{1,1} \times 2$ を満たすラベルの集合を X とし，

Algorithm 2 条件分岐

$\mathcal{CV} \leftarrow \emptyset, \mathcal{G} \leftarrow \emptyset$
$\mathcal{G} \leftarrow$ Algorithm 1 ($\mathbb{L}$)
if $\mathcal{G} \neq \emptyset$ **then**
  $\mathcal{CV} \leftarrow \mathcal{CV} \cup \{\max_{f_l \in \mathcal{G}} f_l\}$
else
  $\mathcal{G}' \leftarrow \emptyset, cv_X \leftarrow \emptyset, \mathcal{CV}^Y \leftarrow \emptyset$
  choose $f, g \in \mathcal{F}$
  $X \leftarrow \{\mathbb{L} | f > g\}$
  $Y \leftarrow \mathbb{L} \setminus X$
  $\mathcal{G}' \leftarrow$ Algorithm 1 (X)
  if $\mathcal{G}' = \emptyset$ **then**
    go to 6
  else
    $cv_X \leftarrow \{\max_{f_l \in \mathcal{G}'} f_l\}$
    $\mathcal{CV} \leftarrow \mathcal{CV} \cup \{cv_X\}$
    $\mathcal{CV}^Y \leftarrow$ Algorithm 2 (Y)
    $\mathcal{CV} \leftarrow \mathcal{CV} \cup \mathcal{CV}^Y$
  end if
end if
return $\mathcal{CV}$

それ以外のラベルの集合を Y とする．ラベルの集合を分割した結果を図 1 に示す．ここで，エージェント 0 が $\{g_1, g_2\}$ に 5 を，エージェント 2 が $\{g_2\}$ に 2 を入札しているものをラベル $l_1 \in \mathbb{L}$ とすると l_1 は X に含まれる．一方で，エージェント 0 が $\{g_1, g_2\}$ に 5 を，エージェント 2 が $\{g_2\}$ に 3 を入札しているものラベル $l_2 \in \mathbb{L}$ とすると l_2 は Y に含まれる．

次に，X において，候補関数の集合 $\mathcal{F}$ の中から，式 (1) (2) を満たす候補関数を挙げていき，Algorithm 1 によるラベルの最小被覆を行う．このとき，Algorithm 1 は出力結果として $os_{2,1}$ を返す．これはラベルの集合 X に含まれる全てのラベルが候補関数 $os_{2,1}$ のみで被覆できることを意味している (ラベル l_1 に関して，$os_{2,1} = 5$ であることから，$CV^{l_1} = [4, 6]$ を満たす)．一方で Y において，候補関数の集合 $\mathcal{F}$ の中から，式 (1) 及び (2) を満たす候補関数を挙げていき，Algorithm 1 によるラベルの集合被覆を行う．このとき，Algorithm 1 は $os_{2,1}/2$ と $ss_{N\setminus\{i\}} - ss_{M\setminus B_i}$ を返す．これはラベルの集合 Y に含まれる全てのラベルが候補関数 $os_{2,1}/2$ と $ss_{N\setminus\{i\}} - ss_{M\setminus B_i}$ の 2 つの関数で被覆できることを意味している (ラベル l_2 に関して，$os_{2,1}/2 = 2.5$ であることから，$CV^{l_2} = [2, 4]$ を満たす)．

以上より，エージェント 1 が $\{g_1\}$ を獲得するためのしきい値は，$os_{2,1} > os_{1,1} \times 2$ のとき $os_{2,1}$ で与えられ，$os_{2,1} \leq os_{1,1} \times 2$ のとき $\max\{os_{2,1}/2, ss_{N\setminus\{i\}} - ss_{M\setminus B_i}\}$ で与えられる．エージェント 2 についても同様のしきい値を推定できる．エージェント 0 に関しては紙幅の都合上詳細を省略するが，Algorithm 1 のみからしきい値を推定できる．加えて，提案手法によって推定されたメカニズムのルールは代表的な架空名義操作不可能な組合せオークションメカニズムである適応的留保価格 (adaptive reserve price, ARP) メカニズム [Iwasaki 10] と等価になる．

5. 結論

本論文では，自動メカニズムデザインと発見科学における法則発見の技術を組み合わせることで，大規模な問題に適用可能なルールを抽出する手法を提案した．提案手法は，小規模な問題に対する自動メカニズムデザインによるオークション結果を読み込み，法則発見を繰り返し実行することで，あるエージェント i の財を獲得するためのしきい値を求めることができる．本手法を用いることで，3 人 2 財の組合せオークションにおいて，戦略的操作不可能性を満たすメカニズムとして理論的に優れた性質をもつ VCG メカニズムが出力された．また，架空名義操作不可能性を満たすメカニズムとして ARP メカニズムが出力された．既存のメカニズムを出力できたことから，この手法はメカニズムを設計する上で有効である．将来研究においては，新たな制約を導入したメカニズムを設計する際に，大いに役立てると考えている．

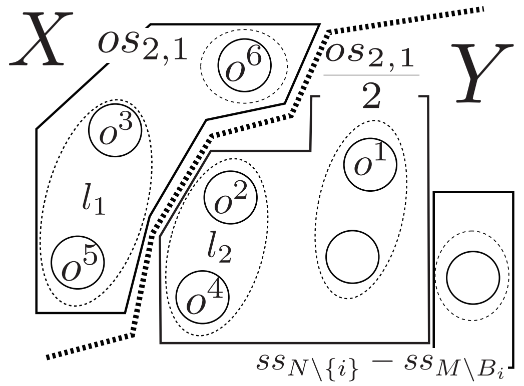

図 1: 条件分岐の利用

参考文献

[Cramton 05] Cramton, P., Shoham, Y., and Steinberg, R. eds.: *Combinatorial Auctions*, MIT Press (2005)

[Iwasaki 10] Iwasaki, A., Conitzer, V., Omori, Y., Sakurai, Y., Todo, T., Guo, M., and Yokoo, M.: Worst-case efficiency ratio in false-name-proof combinatorial auction mechanisms, in *AAMAS*, pp. 633–640 (2010)

[元田 06] 元田 浩, 津本 周作, 山口 高平, 沼尾 正行：データマイニングの基礎, オーム社 (2006)

[坂井 08] 坂井 豊貴, 藤中 裕二, 若山 琢磨：メカニズムデザイン–資源配分制度の設計とインセンティブ, ミネルヴァ書房 (2008)

[Sandholm 03] Sandholm, T.: Automated Mechanism Design: A New Application Area for Search Algorithms, in *CP*, pp. 19–36 (2003)

[Varian 95] Varian, H. R.: Economic Mechanism Design for computerized agents, in *Proceedings of the 1st Usenix Workshop on Electronic Commerce*, New York (1995)

[Vries 03] Vries, de S. and Vohra, R. V.: Combinatorial auctions: A survey, *INFORMS Journal on Computing*, Vol. 15, No. 3, pp. 284–309 (2003)

[Yokoo 04] Yokoo, M., Sakurai, Y., and Matsubara, S.: The Effect of False-name Bids in Combinatorial Auctions: New Fraud in Internet Auctions, *Games and Economic Behavior*, Vol. 46, No. 1, pp. 174–188 (2004)

[横尾 06] 横尾 真：オークション理論の基礎 –ゲーム理論と情報科学の先端領域–, 東京電機大学出版局 (2006)