

名古屋市立大学経済学会

オイコノミカ

第 45 卷 第 3・4 合併号

適合的学習過程の下でのピボタル・メカニズムの 真実表明誘発性能

— 離散型・連続型ピボタル・メカニズムの比較: 実験とシミュレーション —

曾 山 典 子
森 徹

平成 21 年 3 月 1 日 発行

適合的学習過程の下でのピボタル・メカニズムの 真実表明誘発性能

—離散型・連続型ピボタル・メカニズムの比較:実験とシミュレーション*—

曾 山 典 子[†]
森 徹^{††}

要 旨

本稿では、固定規模の公共プロジェクトの実施の可否決定問題に適用される「離散型ピボタル・メカニズム」と、厳密に凹の評価関数の下で連続的に変化しうる公共プロジェクトの規模決定問題に適用される「連続型ピボタル・メカニズム」を比較し、支配戦略である真の選好表明（真実表明）以外にはbest response（最良反応）が存在しない利得構造を生成する「強意の誘因両立性」をみたま連続型ピボタル・メカニズムの方が、真実表明以外にも最良反応が存在する「弱意の誘因両立性」しかみたまない離散型ピボタル・メカニズムに比べて、戦略選択と利得との対応関係から支配戦略を学習する意思決定主体にとって、支配戦略の学習を容易にし、真実表明を誘発しやすいメカニズムであることを、実験室実験とコンピュータ・シミュレーションによって実証する。

1. はじめに

Clarke(1971)やTideman and Tullock(1976)によって開発されたピボタル・メカニズムは、公共財に対する真の選好を表明することが各個人にとって支配戦略となる誘因両立性をみたま公共財供給メカニズムである。したがって、理論的には、ピボタル・メカニズムの下では、各個人は進んで真の選好を表明するものと期待されている。

しかし、固定規模の公共プロジェクトの実施（分割不可能な公共財供給）の可否決定問題に適用されたピボタル・メカニズム（以下では、このタイプのピボタル・メカニズムを「離散型

* 本稿は、日本学術振興会科学研究費補助金（基盤研究(C)，課題番号19530164，研究代表者：曾山典子）による補助の下で行われた共同研究の成果の一部である。

[†] 天理大学人間学部総合教育研究センター

^{††} 名古屋市立大学大学院経済学研究科

PVM」と表記する)に関するAttyeh et al(2000)やKawagoe and Mori(2001)の実験研究によれば、彼らの実験で被験者に求められた公共プロジェクトへの評価の表明回数のうち、あらかじめ実験者により被験者に割当てられた真の評価値が表明された回数の割合(以下これを「真実表明率」と呼ぶ)は、約10%(Attyeh et al(2000)の実験)ないしは17%(Kawagoe and Mori(2001)の実験)に過ぎなかった。

Kawagoe and Mori(2001)は、このような低い真実表明率しか得られなかった要因は、離散型PVMは弱い意味での誘因両立性しかみたさないことにあると主張した。すなわち、離散型PVMにおいて、真実表明が支配戦略であることは確かであるが、各個人にとって、他の被験者の表明する公共プロジェクトへの評価の組合せの各々について、真実表明以外にも最良反応(best response)が存在し、離散型PVMが生成する利得構造全体を包括的に理解しなければ、真実表明が支配戦略であることを認識するのは困難であることが、実験において真実表明率が低かった原因であると主張した。

われわれは、Mori and Soyama(2007)において、公共プロジェクトへの評価を表明する意思決定主体数、および戦略(プロジェクトへの評価として表明しうる値)数を2主体3戦略に制限し、かつ、一方の主体は、3つの戦略の中からひとつをランダムに選択するコンピュータ・プログラムであり、ラウンドごとに被験者に割り当てられる真の評価値も3戦略の中からランダムに指定されるという環境の下で、離散型PVM下の戦略選択意思決定を12ラウンドにわたって繰り返す実験を行い、真実表明率を64.1%に引き上げることに成功した。しかし、Mori and Soyama(2007)の実験では、被験者に割当てられた真の評価値ごとの真実表明率の間に大きな差が生じていることが観察され、その原因は、離散型PVMの生成するゲームの支配戦略である真実表明を常に選択する「Dominant strategy行動」(略して「D行動」)の他に、離散型PVMにおける費用負担の一部を構成するClarke税を無視して自己の利得を算出し、この変型された利得構造における支配戦略を選択する「Ignorance行動」(略して「I行動」)をとる被験者が少なからず存在していることにあると主張した。

Mori and Soyama(2007)の実験環境では、離散型PVMの生成するゲームは、ラウンドごとに独立なOne-shotゲームを構成しており、このようなゲーム状況では、被験者は、離散型PVMのルールの説明から、生成されるゲームの利得構造を正しく理解してD行動をとるか、利得構造を理解しようとはするがClarke税を無視してI行動をとるか、あるいは利得構造の理解を放棄して規則性のない戦略選択を行うか、のいずれかの行動に分かれ、真実表明率は、低くはないが十分に高いとは言えない中間的な水準にとどまったものと考えられる。

本稿では、Mori and Soyama(2007)の実験と同様、2主体3戦略で、一方の主体はランダムに戦略選択を行うコンピュータ・プログラムとする意思決定環境を維持しつつ、被験者に割り当てられる真の評価値はラウンド間で不変として、離散型PVMの下で戦略選択意思決定を18ラウンドにわたって繰り返す実験を行い、被験者にとって、以前のラウンドにおける戦略選択の結果

(利得) から次のラウンドにおける戦略選択へのフィードバック, すなわち適合的学習過程による支配戦略への接近が可能である環境の下で, 離散型PVMが真実表明(支配戦略)の誘発に有効であるか否かを検証する. Kawagoe and Mori(2001)が指摘したように離散型PVMは弱い意味での誘因両立性しかみたさない点を考慮すると, こうした実験の結果に関するわれわれの予想は悲観的であり, 離散型PVMの下では, 被験者の選択する戦略が支配戦略(真実表明)に収束するために要するラウンド数は長く, その結果, 真実表明率は高い水準とはならないものと考えられる.

これに対して, 川越・森(1999)で想定されたような, 厳密な凹関数の公共財評価関数を前提とし, 連続的に変化する公共プロジェクトの規模(分割可能な公共財の供給量)決定問題に適用されたピボタル・メカニズム(以下では, このタイプのピボタル・メカニズムを「連続型PVM」と呼ぶ)では, このメカニズムが生成するゲームの利得構造において, 支配戦略(真実表明)以外に最良反応は存在せず, その意味で強意の誘因両立性がみたまされる. 川越・森(1999)では, 公共プロジェクトの規模に関する限界評価関数を線形関数に特定化し, その傾きを被験者間で同一とした上で, 被験者の選択するメッセージを線形限界評価関数の切片として, 連続型PVMの真実表明誘発性能を検証する実験を行った. 5主体10戦略10ラウンドという設定で行われた彼らの実験において, 真実表明率は20%にとどまり, 適切な支配戦略の学習過程もほとんど観察されなかったが, その原因は, 連続型PVMの構造そのものにあるのではなく, 5主体10戦略という複雑な意思決定環境が作り出す利得表の広大さに対して, 意思決定ラウンドが10回に限られていたという実験設定に問題があったためと考えられる.

そこで本稿では, 離散型PVM実験と同じく, 2主体3戦略(2主体のうち一方はランダムに戦略選択を行うコンピュータ・プログラム)の環境で川越・森(1999)と同様な連続型PVMの実験を18ラウンド(被験者に割り当てられる真の選好パラメータ(限界評価関数の切片の値)はラウンド間で不変)にわたって行い, 支配戦略の適合的学習過程の有効性に関して連続型PVMが離散型PVMに比べて優れた性能を持っているか否かを検討する. 厳密に凹の公共財評価関数を前提とした場合に連続型PVMが強意の誘因両立性をみたますることから, この実験の結果に対するわれわれの予想は肯定的であり, 連続型PVMの下では, 離散型PVMの場合に比べて, 被験者の選択する戦略が支配戦略(真実表明)に収束するのに要するラウンド数は短く, その結果真実表明率は高くなると考えられる.

本稿で紹介する実験結果は, 上記のような, 支配戦略の学習過程の有効性に関する離散型PVMについての悲観的予想と, 連続型PVMについての肯定的予想とを裏書きするものであった. すなわち, あるラウンドから最終ラウンド(第18ラウンド)に至るまで支配戦略である真実表明が選択され続けた場合, 被験者の戦略は当該ラウンドにおいて支配戦略に「収束」したものとみなすと, 離散型PVMの下で支配戦略への収束が観察された被験者は, 延べ40名のうち23名(57.5%, 17または18ラウンド目に「収束」した被験者を除くと10名(25.0%))に過ぎなかつ

たのに対し、連続型PVMの下で支配戦略への収束が観察された被験者は、延べ33名のうち31名(93.9%, 17または18ラウンド目に「収束」した被験者を除いても27名(81.8%))に上り、収束が観察されなかった被験者について「19ラウンドに収束した」ものと見なして、収束したラウンドの平均値を求めてみると、分散型PVMでは15.6ラウンドであるのに対し、連続型PVMでは11.9ラウンドとかなり収束スピードが速くなっている。この結果、真実表明率も分散型PVMでは53.5%であるのに対し、連続型PVMでは65.7%と10%ポイント以上高くなっている。とくに、前半の9ラウンドのみを見ると、真実表明率は、分散型PVMが49.2%, 連続型PVMが45.5%と、むしろ分散型の方が高くなっているが、後半の9ラウンドでは、分散型PVMが57.8%であるのに対し、連続型PVMでは85.9%に達し、連続型PVMの下では、大部分の被験者が10ラウンド程度の学習過程を経た後には、支配戦略を認識し、真実表明を行うようになることを示唆している。

連続型PVMの下では、適合的学習過程が支配戦略の認識を促し真実表明を誘発する上で有効であることを示唆する本稿での実験結果が、どれほど頑健であるかを検討するひとつの方法として、本稿ではさらに、適合的学習過程を特定化し、コンピュータ・プログラムとして表現した上で、これらの学習過程を前提に戦略選択を行った場合に、支配戦略への収束速度や真実表明率が分散型PVMと連続型PVMとの間で、実験で見出されたような差異をもたらすかどうかを、それぞれ1万回に及ぶコンピュータ・シミュレーションによって検証した。このシミュレーションに当って本稿で特定化した適合的学習過程は、ひとつは、前回のラウンドに得られた利得と前々回に得られた利得との大小関係によって今回の戦略を前回の戦略から変更するか否かを決定することを基礎としたmyopicな学習過程であり、もうひとつは、以前のラウンドに最大利得をもたらした回数が最も多く、最小利得をもたらした回数が最も少ない戦略を今回の戦略とすることを原則としたheuristicな学習過程である。シミュレーションでは、実験においてコンピュータ・プログラムによってランダムに選び出された各ラウンドでの「相手」の戦略の並びを前提として、上記2つの学習過程に沿って「被験者」が選ぶ戦略をコンピュータによってそれぞれ1万回シミュレートし、分散型PVMと連続型PVMのそれぞれにおいて導出された1万回の戦略選択において、平均収束ラウンド数(収束しなかった場合は19を「収束」ラウンド数とする)や真実表明率を計算した。

シミュレーションの結果は、本稿の実験結果と整合的であり、いずれの学習過程の下でも、連続型PVMでは、分散型PVMに比べて、支配戦略(真実表明)への収束可能性や収束速度が高く、真実表明率も高いという結果を得た。具体的には、1万回のシミュレーション中、支配戦略への収束が観察されたケースは、myopicな学習過程では、分散型PVMが69.9%であったのに対し連続型PVMでは95.0%, heuristicな学習過程では、分散型PVMの69.9%に対し連続型PVMが100%, 平均収束ラウンドは、myopicな学習過程では、分散型PVMが15.7ラウンドであったのに対し連続型PVMでは13.1ラウンド、heuristicな学習過程では、分散型PVMの10.6ラウンドに対し

連続型PVMが4.3ラウンド、そして真実表明率は、myopicな学習過程では、離散型PVMが51.5%であったのに対し連続型PVMでは69.5%、heuristicな学習過程では、離散型PVMの56.9%に対し連続型PVMが86.1%であった。

以上のように、本稿では、実験とシミュレーションの双方から、厳密に凹の公共財評価関数を前提とした場合には強意の誘因両立性をみたく連続型PVMの方が、公共財評価関数が必然的に2値（公共プロジェクトが実施された場合の真の評価値と、実施されない場合の評価値（ゼロ））関数となり、弱い意味での誘因両立性しかみたさない離散型PVMに比べて、適合的学習過程の下で、優れた真実表明誘発性能を発揮することを明らかにする。

以下、本稿の残りの部分の構成は次の通りである。

2節では、本稿の実験で採用したピボタル・メカニズムの構造を、離散型と連続型の双方について記述する。ここでは、離散型PVMが生成するゲームの利得構造が、支配戦略以外にも最良反応が存在するフラットな形状を示すのに対し、連続型PVMでは、利得構造がフラットな部分を持たないドーム型の形状を示すことを図示するが、この原因は、離散型PVMが必然的に2値の公共財評価関数を前提とするのに対し、連続型PVMでは、厳密に凹の公共財評価関数が想定されている点にあることを指摘する。

3節では、公共プロジェクトに対する真の評価値ないしは限界評価関数の切片を固定し、2主体3戦略の意思決定環境で、一方の主体をランダムに戦略選択を行うコンピュータ・プログラムとして18ラウンドにわたる意思決定の繰り返しを求めた離散型および連続型PVMの性能実験の設定と実験結果について述べる。実験結果は既述の通り、真実表明への収束の点でも、真実表明の頻度の点でも、連続型PVMの相対的優位性を示すものとなった。

4節では、支配戦略に関する適合的学習過程を、myopicな学習過程とheuristicな学習過程の2通りに特定化して行ったコンピュータ・シミュレーションの方法と結果について述べる。シミュレーションの結果は、すでに述べたように、3節での実験結果と整合的であった。

最後の5節では、本稿の実験およびシミュレーション分析から得られた結果を要約し、こうした結果が得られた要因に関する理論的考察を行う。

2. ピボタル・メカニズムの実験モデル

この節では、本稿で報告する実験で用いられたピボタル・メカニズムの構造を離散型PVMと連続型PVMのそれぞれについて記述する。記述にあたって、意思決定主体は2主体とし、戦略数については、離散型PVMでは3戦略を前提とするが、連続型PVMでは、記述の便宜上、一定値以上の実数とする。

2. 1 離散型PVMの実験モデル

離散型PVMの実験では、まず、2人の意思決定主体の各々は、公共プロジェクトに対する評価として、 s^L , s^M , s^H (ただし、 $s^L < s^M < s^H$ とする) の3つの値のうちの1つを表明することを求められる。各主体 i ($i=1, 2$) によって表明される評価値 s_i は、当該主体のプロジェクトに対する真の評価値 θ_i と異なっても良い。ただし θ_i も、 s^L , s^M , s^H のうちの1つの値に限定されている。

2人の主体によって表明された評価値の合計 $s_1 + s_2$ が、公共プロジェクトの実施費用 c 以上であれば、このプロジェクトは実施され、そうでなければ実施されない。

プロジェクトが実施される場合、各主体は $c/2$ に等しい固定費用負担額を支払わなければならない。プロジェクトが実施されない場合には、固定費用負担額はゼロである。

主体 i は、他方の主体の表明するプロジェクトの評価値を s_{-i} と表わすとき、 $s_1 + s_2 \geq c$ かつ $s_{-i} < c/2$ 、あるいは、 $s_1 + s_2 < c$ かつ $s_{-i} \geq c/2$ が成り立つ場合には、固定費用負担額に加えて、 $|s_{-i} - c/2|$ だけのClarke税を負担しなければならない。上記の2つの場合以外では、Clarke税はゼロである。

したがって、Clarke税を t_i と表わすならば、意思決定主体 i の利得 u_i は、プロジェクトが実施される場合には $u_i = \theta_i - c/2 - t_i$ であり、プロジェクトが実施されない場合には $u_i = -t_i$ となる。

Clarke(1971)やTideman and Tullock(1976)によって、より一般的なフレームワークで示されたように、以上のような構造を持つ離散型PVMの下では、公共プロジェクトに対する真の評価を表明すること(真実表明; $s_i = \theta_i$)は、各意思決定主体にとって支配戦略となっている。しかし、一般的には、真実表明は必ずしも一意的な支配戦略ではない。本稿では、2主体3戦略の意思決定環境における離散型PVMの下で、被験者が、何らかの学習過程を経て、真実表明が支配戦略であることを認識し、支配戦略を選択することになるか否かを検証することを目的としている。こうした本稿の目的に照らせば、真実表明が一意的な支配戦略となる状況に関心を限定することが望ましいと言える。容易に理解できるように、 $s^M < c/2 \leq s^H$ かつ $s^L + s^H < c < s^M + s^H$ が成立している状況か、 $s^L \leq c/2 < s^M$ かつ $s^L + s^M < c < s^L + s^H$ が成立している状況においては、真実表明は一意的な支配戦略となる。以下では、前者の状況を高コストケース、後者の状況を低コストケースと呼び、この2つの状況に関心を限定する。

以上のような2主体3戦略の環境を想定した離散型PVMにおいて、 $\theta_i = s^M$ である主体の利得表を示すと、高コストケースでは表1、低コストケースでは表2のようになる。これらの表からわかるように、いずれのケースにおいても、真実表明($s_i = \theta_i (= s^M)$)は、一意的な支配戦略となっているが、 s_{-i} のいずれの値についても、支配戦略以外に最良反応が存在しており、離散型PVMにおける利得構造はフラットな部分の多い構造となっている。

表 1. 2 主体 3 戦略環境での離散型PVMにおける $\theta_i = s^M$ である主体 i の利得表 (高コストケース)

$s_i \setminus s_{-i}$	s^L	s^M	s^H
s^L	0	0	$- s^H - c/2 $
s^M	0	0	$s^M - c/2$
s^H	0	$s^M - c/2 - s^M - c/2 $	$s^M - c/2$

表 2. 2 主体 3 戦略環境での離散型PVMにおける $\theta_i = s^M$ である主体 i の利得表 (低コストケース)

$s_i \setminus s_{-i}$	s^L	s^M	s^H
s^L	0	$- s^M - c/2 $	$s^M - c/2$
s^M	0	$s^M - c/2$	$s^M - c/2$
s^H	$s^M - c/2 - s^L - c/2 $	$s^M - c/2$	$s^M - c/2$

2. 2 連続型PVMの実験モデル

連続型PVMにおいて各意思決定主体 i が表明することを求められるメッセージ (戦略) は, 一般的には, 公共プロジェクトの規模 y に関する評価関数 $V_i(y)$ あるいは限界評価関数 $V'_i(y)$ であるが, 本稿の実験では, 川越・森(1999)に倣って, 評価関数 $V_i(y)$ や限界評価関数 $V'_i(y)$ を

$$(1) \quad V_i(y) = s_i y - \frac{a}{2} y^2 \quad (a \text{ は正の定数}) \quad \text{したがって, } V'_i(y) = s_i - ay$$

と特定化し, 各主体 (被験者) には, 限界評価関数の切片の値 s_i をメッセージ (戦略) として表明するよう求めることとした. 各主体には, あらかじめ真の限界評価関数の切片の値として θ_i が割り当てられているが, もちろん各主体は θ_i とは異なる値を自己の戦略 s_i として選ぶことができる.

2 人の主体によってメッセージ s_i, s_{-i} が選ばれると, これらの値をパラメータに代入した評価関数の和から公共プロジェクトの実施費用を差し引いた社会的純便益を最大化する水準に公共プロジェクトの規模が決定される. 本稿の実験では, 川越・森(1999)と同様, プロジェクトの単位当たり実施費用は一定値 $c (>0)$ をとるものと想定し, プロジェクトの実施費用は cy と表されることから, 社会的純便益は $V_i(y) + V_{-i}(y) - cy$ となる. これに (1) 式の評価関数を代入し, 社会的純便益を最大化する公共プロジェクトの規模 y^* を求めると, 各主体の戦略の値 s_i が $c/2$ 以上に限定されているならば,

$$(2) \quad y^* = \frac{s_i + s_{-i} - c}{2a} \geq 0$$

となる.

公共プロジェクトの実施規模が y^* に決定されたとき、各主体に求められる費用負担は、次の2つの部分から成る。ひとつは、プロジェクトの実施費用の半分ずつを負担する「固定比率費用負担」であり、 $(c/2)y^*$ で表される。

もうひとつの費用負担部分は（連続型PVMの場合の）Clarke税であり、公共プロジェクトの規模が y である場合の「他の主体の純便益」を $V_{-i}(y) - (c/2)y$ によって定義するとき、これを最大化する規模 y_{-i}^* でプロジェクトが実施された場合の「他の主体の純便益」から、実際に決定された規模 y^* でプロジェクトが実施された場合の「他の主体の純便益」を差し引いた値となる。本稿のモデルでは、(1)式より $V_{-i}(y) - (c/2)y = (s_{-i} - c/2)y - (a/2)y^2$ であるから、 $s_{-i} \geq c/2$ とすると、

$$(3) \quad y_{-i}^* = \frac{2s_{-i} - c}{2a} \geq 0$$

と求められる。したがって、主体 i のClarke税を t_i とすると、(2)および(3)より、

$$(4) \quad t_i = [V_{-i}(y_{-i}^*) - (c/2)y_{-i}^*] - [V_{-i}(y^*) - (c/2)y^*] = \frac{(s_{-i} - s_i)^2}{8a}$$

と求められる。

最後に、連続型PVMにおける主体 i の利得 u_i は、(1)式の評価関数のパラメータ s_i に真の値 θ_i を代入して得られる真の評価関数 $\hat{V}_i(y) = \theta_i y - (a/2)y^2$ の y^* における値から、固定比率費用負担とClarke税を差し引いた値として、次のように求められる。

$$(5) \quad u_i = \hat{V}_i(y^*) - \frac{1}{2}cy^* - t_i = \frac{(2\theta_i - c)(s_i + s_{-i} - c)}{4a} - \frac{(s_i + s_{-i} - c)^2}{8a} - \frac{(s_{-i} - s_i)^2}{8a}$$

(5)式より $\partial u_i / \partial s_i = (\theta_i - s_i) / 2a$ と求められ、 $\partial^2 u_i / \partial s_i^2 = -1/2a < 0$ となることから、真実表明 ($s_i = \theta_i$) は、他の主体のいかなるメッセージ s_{-i} に対しても一意的な最良反応となっており、一意的な支配戦略であることがわかる。このことから、連続型PVMの利得構造は、フラットな部分を持たない構造を成していることが知られ、さまざまな戦略を試行錯誤的に選択し利得の水準を見る学習行動によって支配戦略を見出しやすい構造となっている。実際、本稿の実験で設定するように、主体の選択しうる戦略を最小の $s^L = c/2$ とそれより大きく等間隔で並ぶ2つの値 s^M , s^H ($s^M < s^H < c$) に限定し、 $\theta_i = s^M$ である主体の利得構造を図示すると図1の(a)のようになる。これに対して、先に説明した離散型PVMの利得構造は同様な設定の下で図1の(b)のように描かれ、離散型PVMが、学習行動によって支配戦略を見出すことがより困難なフラット部分含む構造を有していることがわかる。

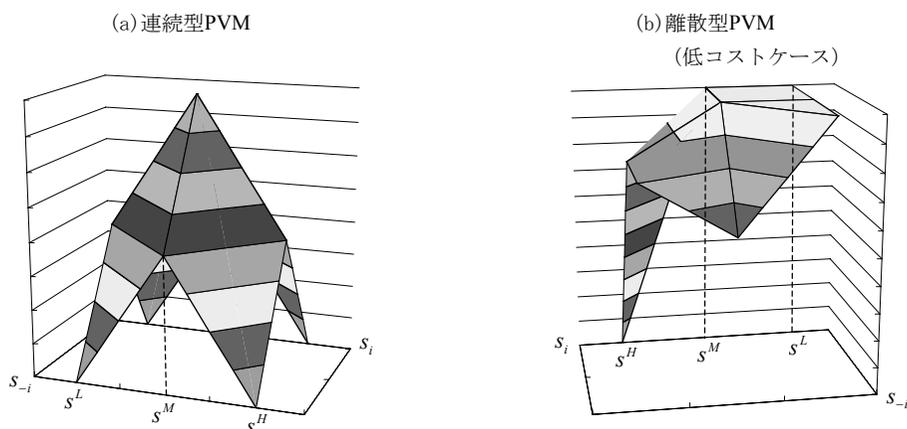


図 1. ピボタルメカニズムの利得構造

3. ピボタル・メカニズムにおける支配戦略の学習可能性に関する実験

本節では、2節で示したモデルにもとづいて、離散型PVMと連続型PVMのそれぞれにおいて、被験者が真実表明が支配戦略であることを学習し、真実表明を選択し続ける可能性がどれほど高く、また、そうした状態に収束するに要する意思決定の反復回数がどれほどになるかを検証し、支配戦略の学習性能において、離散型PVMと連続型PVMのいずれが優れているかを検討するための一連の実験の方法と結果について報告する。

3. 1 実験方法と実験設定

実験は、2007年9月から2008年7月にかけて、3つの大学の延べ73名の学部学生を被験者として行われた。

まず、離散型PVMの実験に関しては、2007年7月に、天理大学と奈良女子大学において、それぞれ10名の学部学生を被験者として行われた。彼らは、それぞれ、低コストケースと高コストケースの2セッションの実験に参加し、各セッションでは、被験者の半数が低コストケース、残りの半数が高コストケースの実験を体験した（延べ被験者数は、20名×2セッション＝40名）。

連続型PVMの実験は、2007年9月と2008年7月に奈良女子大学で、2008年1月と5月に名古屋市立大学で、そして2008年7月に天理大学で行われた。各実験の被験者数は、7名、5名、4名、8名、9名の計33名であり、被験者に重複はない。また、2008年1月の名古屋市立大学での実験を除けば、被験者の所属学部は、経済学部以外の学部であった。

離散型PVMと連続型PVMの実験では、もちろん前節に述べたように、被験者の利得 u_i の導出方法は異なるが、実験設定においては、極力両実験で同じ設定となるよう配慮した。

まず、被験者の表明しうるメッセージ（離散型PVMでは公共プロジェクトの評価値、連続型PVMでは限界評価曲線の切片の値）の範囲は、離散型PVM、連続型PVM実験のいずれにおいても、 $(s^L, s^M, s^H) = 50, 70, 90$ のいずれかとした。

また、被験者に割り当てられる真の評価値あるいは真の限界評価曲線の切片の値は、すべての被験者について両実験でともに $\theta_i = 70$ と設定し、すべてのラウンドにおいて一定とした。

ひとつの実験セッションにおけるラウンド数は、各ラウンドにおけるメッセージの選択と得られた利得との関係から被験者が支配戦略を学習するのに十分であり、かつ単純な意思決定の繰り返しから被験者が倦怠感を感じないように適度な期間を設けるとの観点から、いずれの実験においても18ラウンドとした。

離散型PVMにおけるプロジェクトの実施費用や連続型PVMにおけるプロジェクトの単位（＝限界）実施費用の設定は、両メカニズムの構造上の相違から、同一の値とすることはできなかったため、離散型PVMの低コストケースでは $c = 122$ 、高コストケースでは $c = 158$ と設定し、連続型PVMでは $c = 100$ と設定した。

連続型PVMの実験においてのみ設定する必要がある限界評価曲線の傾きの絶対値は、2008年1月に名古屋市立大学で実施した実験においては $a = 1$ とし、他の実験では $a = 0.5$ と設定した。

いずれの実験も、コンピュータ・ネットワークを利用して行われ、各被験者はコンピュータ端末から自分のペースで各ラウンドの自己のメッセージ（50、70、90のいずれかの値）を入力した。

被験者の「相手」となるコンピュータ・プログラムは、50、70、90の3つの値のうちから各ラウンドにおいてはランダムに、しかし各値が6回ずつ出現するようにあらかじめ構成された18個の数値の並びを、どの被験者に対しても同じ順序で提示して行くという方法で、各ラウンドにおける「相手」のメッセージ s_{-i} を「表明」した。

実験に際しては、以上のような各種パラメータの設定値を前提として、2節に述べた利得の決定方式を解説し、実験の具体的手順を記した「実験説明」が配布され、実験者が音読した。

被験者に対する報酬は、各被験者が18ラウンドにわたって獲得した利得の合計値に報酬単価を乗じた額（円）で決定され、実験終了後直ちに支払われた。報酬単価は、離散型PVM実験では80円であり、連続型PVM実験では1円（2008年1月の名古屋市立大学での実験）ないしは0.8円（その他の連続型PVM実験）であった。

実験では、被験者のメッセージと「相手」のメッセージの組合せから被験者の利得を読み取ることのできる「(詳細な) 利得表」は提供されなかったが、上記の実験設定を前提として離散型PVMと連続型PVMの「利得表」を示すと、表3および表4のように表される。

表 3. 離散型PVM実験における被験者の利得表

(a) 低コストケース ($c=122$)

$s_i \setminus s_{-i}$	50	70	90
50	0	-9	9
70	0	9	9
90	-2	9	9

(b) 高コストケース ($c=158$)

$s_i \setminus s_{-i}$	50	70	90
50	0	0	-11
70	0	0	-9
90	0	-18	-9

表 4. 連続型PVM実験における被験者の利得表

(a) $\alpha=1$ の場合

$s_i \setminus s_{-i}$	50	70	90
50	0	100	0
70	100	200	100
90	0	100	0

(b) $\alpha=0.5$ の場合

$s_i \setminus s_{-i}$	50	70	90
50	0	200	0
70	200	400	200
90	0	200	0

3. 2 実験結果

以上のような設定の下で行われた離散型PVM実験および連続型PVM実験において、各被験者が各ラウンドに選択したメッセージの値は、表 5（離散型PVM実験）および表 6（連続型PVM実験）に示されている。

これらの表において陰を付けて表示した部分は、当該被験者が、支配戦略である真のメッセージ（離散型PVM実験においては公共プロジェクトの真の評価値、連続型PVM実験においてはプロジェクトの限界評価曲線の真の切片の値で、ともに70と設定されている）を最終ラウンドに至るまで選択し続けた期間を表している。したがって、あるラウンドで被験者が真のメッセージ（70）を選んでもその後のラウンドにおいて真の値とは異なるメッセージを選択しているならば、当該ラウンドの「70」という値には陰が付されていない。

本稿では、被験者があるラウンド以降最終ラウンドに至るまで真のメッセージを選択し続けるのは、それ以前のラウンドにおけるメッセージの選択と利得との対応関係から、真のメッセージを選択することが支配戦略であることを学習した結果であると解釈し、表 5 または表 6 において陰を付けた期間の最初のラウンドにおいて、当該被験者のメッセージの選択は支配戦略に「収束」したものとみなすこととする。そして、このような支配戦略への収束の実現頻度が高く、収束するラウンドの早いメカニズムが、学習性能が高く、真実表明をより良く誘発しうるメカニズムであると判断する。

2 節で議論した離散型PVMと連続型PVMの理論的特性の相違からすれば、弱い誘因両立性しかみかさず、フラットな部分を広範に含む利得構造をもつ離散型PVMに比べ、強意の誘因両立性をみだしフラットな部分を含まない利得構造を形成する連続型PVMの方が、支配戦略の学習

性能において優れていると予想されるが、表5、6に示された実験結果は、このような予想と整合的であるか、以下で検討する。

表5. 離散型PVMの実験結果

実験種別	被験者 番号	ラウンド																		
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	
天 理 学 天 大 2008.7	低 コ ス ト ・ ケ ー ス	1	90	90	90	50	70	90	50	70	70	50	90	90	50	70	90	50	90	90
		2	50	70	50	90	50	50	50	70	70	70	70	70	70	70	70	50	70	70
		3	70	90	70	70	90	50	70	90	70	90	70	50	90	90	70	70	90	90
		4	90	70	50	70	90	70	90	70	90	50	50	70	90	90	90	90	90	90
		5	90	90	90	70	70	90	70	90	70	90	70	90	70	90	70	90	70	90
		6	90	90	90	90	90	90	70	70	70	90	70	50	90	90	70	90	90	90
		7	90	90	90	70	90	70	70	70	90	70	70	70	70	70	70	70	70	70
		8	70	50	90	70	70	50	90	70	50	50	90	70	70	90	70	70	90	70
		9	70	90	90	70	70	70	70	70	50	70	50	50	70	90	50	70	50	70
		10	70	90	90	90	70	90	70	90	90	70	70	70	70	70	70	90	70	70
	高 コ ス ト ・ ケ ー ス	11	50	90	90	90	70	50	70	90	90	50	90	50	90	50	70	90	90	50
		12	70	90	70	70	70	70	70	70	70	70	90	70	50	90	70	50	50	50
		13	90	90	90	70	90	70	90	70	90	70	90	70	70	70	50	50	70	70
		14	50	50	70	90	90	90	90	90	90	50	70	50	50	70	90	70	50	50
		15	90	90	50	70	70	70	90	70	50	70	70	70	70	70	70	70	70	70
		16	90	70	70	50	90	70	70	70	70	90	70	70	70	70	70	70	70	70
		17	70	50	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70
		18	50	70	50	70	90	70	50	90	70	70	90	50	50	70	90	70	50	70
		19	70	70	70	70	70	70	50	70	70	70	70	70	70	70	90	70	90	70
		20	90	70	70	70	50	90	50	90	50	90	70	50	70	70	70	90	90	90
奈 良 女 子 大 学 2008.7	低 コ ス ト ・ ケ ー ス	21	90	70	90	90	70	70	70	50	70	70	70	70	70	70	70	50	50	
		22	70	70	70	90	90	70	70	70	50	50	70	50	90	70	50	70	50	
		23	70	90	90	70	70	90	70	90	70	50	70	70	90	70	70	90	70	
		24	90	90	70	90	90	50	70	90	70	70	50	70	70	90	50	50	70	90
		25	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50
		26	90	50	50	70	70	50	50	90	70	50	70	90	50	70	70	90	50	70
		27	70	90	50	50	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70
		28	70	50	70	90	70	50	70	90	70	90	70	70	70	90	70	70	90	90
		29	90	90	70	50	70	50	70	50	70	70	70	70	70	50	50	50	50	50
		30	90	70	50	90	50	70	90	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70
	高 コ ス ト ・ ケ ー ス	31	70	70	70	90	90	90	90	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	
		32	50	70	70	50	90	50	50	90	90	50	90	90	70	70	90	50	50	
		33	70	90	90	90	70	70	90	90	70	50	70	50	70	90	50	70	90	50
		34	70	90	90	70	50	90	70	70	90	70	50	70	90	90	70	90	90	70
		35	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70
		36	70	50	70	90	90	50	50	70	50	50	70	50	50	70	70	90	70	70
		37	70	70	70	70	50	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70
		38	70	70	90	70	50	70	90	50	70	90	50	70	90	70	70	70	50	70
		39	90	70	70	70	50	90	90	90	90	90	90	90	90	90	90	90	90	90
		40	90	70	50	70	70	70	50	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70

表 6. 連続型PVMの実験結果

実験種別	被験者番号	ラウンド																	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
奈良女子大学 2007.9	1	50	50	50	50	70	70	70	70	70	90	70	70	70	70	70	70	70	70
	2	90	90	50	50	50	50	50	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70
	3	70	50	70	90	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70
	4	70	70	50	50	90	50	70	90	90	70	70	70	70	70	70	90	70	70
	5	50	90	70	70	70	90	50	70	70	70	50	70	70	70	70	70	70	70
	6	70	70	90	50	70	70	70	70	70	90	70	70	70	70	70	70	70	70
	7	90	70	90	50	70	90	50	70	70	90	70	70	70	70	70	70	70	70
名古屋市立大学 2008.1	8	70	70	50	90	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	
	9	70	70	70	70	70	50	50	90	90	70	70	70	70	70	70	70	70	
	10	90	70	70	70	50	70	70	70	90	70	50	70	70	70	70	70	70	
	11	90	90	90	70	50	50	70	50	90	90	70	70	70	70	70	70	70	
名古屋市立大学 2008.5	12	70	90	50	50	90	70	90	90	90	70	70	70	70	70	70	70	70	
	13	70	50	90	70	70	70	70	70	50	90	70	70	70	70	50	90	70	
	14	90	50	70	90	70	50	70	50	90	70	70	70	70	70	70	70	70	
	15	50	90	90	70	70	90	70	70	50	70	70	70	70	70	70	70	70	
	16	70	90	70	50	70	90	90	70	90	50	90	90	70	70	70	70	90	70
	17	70	90	50	50	90	50	70	70	50	70	70	70	70	70	70	70	70	70
	18	90	90	50	70	90	90	50	70	70	50	70	70	70	70	70	70	70	70
	19	50	50	90	70	70	90	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	90
天理大学 2008.7	20	50	70	70	50	90	50	90	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	
	21	90	50	90	70	70	90	90	70	50	90	50	90	50	70	90	70	70	
	22	90	50	70	70	50	90	70	70	70	70	50	70	90	70	50	70	70	
	23	50	70	90	90	90	70	70	70	90	90	50	70	70	90	70	70	90	
	24	90	50	70	50	90	90	50	70	70	50	50	70	50	70	90	90	70	
	25	90	50	90	90	70	70	90	70	50	70	90	70	50	70	70	70	70	
	26	70	50	90	90	50	70	50	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	
	27	50	50	50	50	50	50	50	50	70	90	70	70	70	70	70	70	70	
	28	90	90	90	70	50	70	90	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	
奈良女子大学 2008.7	29	70	90	50	70	50	70	90	50	90	90	70	90	70	70	70	70	70	
	30	90	50	50	70	70	70	90	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	
	31	70	50	90	70	70	50	70	50	90	70	70	70	70	70	70	70	70	
	32	50	50	50	50	90	90	70	70	70	90	50	70	70	70	70	70	70	
	33	70	50	70	70	90	70	70	50	70	70	90	70	50	70	70	70	70	

表5および表6に示された実験結果から、各タイプのピボタル・メカニズムの下でのメッセージの選択が支配戦略（真実表明）に「収束」したと判断される被験者の延べ被験者数に対する割合を求めてみると、表7の(1)列のようになる。離散型PVM実験では支配戦略への収束を果たした被験者は全体の57.5%にとどまったが、連続型PVM実験では93.9%の被験者が支配戦略への収束を果たしている。ただし、ここで支配戦略への収束を果たしたとみなしている被験者の中には、最終ラウンドで支配戦略を選択しているものの、それ以前のラウンドでは支配戦略以外のメッセージを選択している被験者も含まれており、「収束」という表現が相応しいか否か疑問の余地もある。そこで、少なくとも最後の3ラウンドにおいて支配戦略を選択し続けた被験者のみを支配戦略への収束を果たした被験者とみなし、その割合を(2)列に示すと、連続型PVM実験では

81.8%と依然として8割以上の被験者が支配戦略への収束を果たしているが、分散型PVM実験では支配戦略への収束を果たしたとみなされる被験者は25%に半減してしまう。

表 7. 実験結果から得られた支配戦略の学習および誘発性能に関する指標

実験で採用したピボタル・メカニズムのタイプ	(1) 最終ラウンドまでに支配戦略への収束を果たした被験者の割合 (%)	(2) 第16ラウンドまでに支配戦略への収束を果たした被験者の割合 (%)	(3) 平均収束ラウンド数 (収束を果たせなかった被験者の「収束ラウンド」は19とする)	(4) 真実表明率 (%)		
				全ラウンド	前半 9ラウンド	後半 9ラウンド
分散型PVM	57.5	25.0	15.6	53.5	49.2	57.8
連続型PVM	93.9	81.8	11.9	65.7	45.5	85.9

次に、支配戦略への収束のスピードを見るために、最終ラウンドに支配戦略を選択しているが、それ以前のラウンドには支配戦略以外のメッセージを選択した被験者も支配戦略への「収束」を果たした被験者とみなし、支配戦略への収束を果たした被験者が最終ラウンドまで支配戦略を選択し続けた期間の最初のラウンドを「収束ラウンド」とし、さらに収束を果たすことができなかった被験者の「収束ラウンド」を19として、被験者全体の「収束ラウンド」の平均値を求めてみると、表 7 の (3) 列のようになる。この「平均収束ラウンド数」は、分散型PVM実験では15.6ラウンドであったのに対し、連続型PVM実験では11.9ラウンドと、分散型PVMに比べて連続型PVMの方が支配戦略への収束スピードが速いことを示唆している。実際、支配戦略への「収束ラウンド」数の度数分布グラフを描いてみると、図 3 のように、分散型PVM実験では、「収束ラウンド」は最終またはそのひとつ前のラウンドに集中しているのに対し、連続型PVM

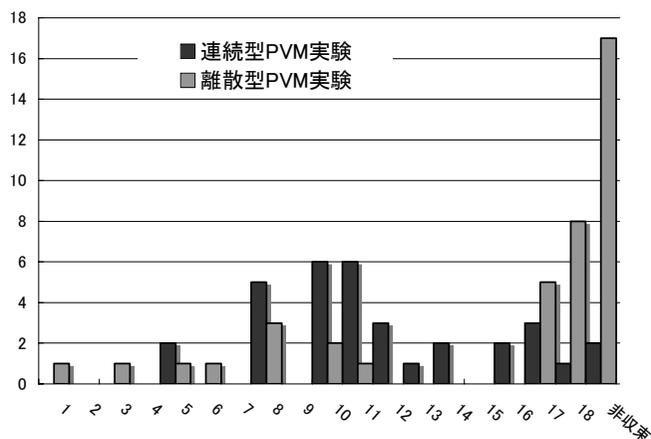


図 3. 「収束ラウンド」数の度数分布

実験では第8～第12ラウンドで収束が見られるケースが多く、表7の平均収束ラウンドの値の差で見る以上に両タイプ間での収束スピードの差は大きいと言える。

以上のように、本稿の実験の結果は、支配戦略の学習の成功可能性の高さの点でも、学習のスピードの速さの点でも、分散型PVMに比べて連続型PVMの方が優れていることを示している。その結果、表7の(4)列に示したように、支配戦略（真実表明）が選択される割合、すなわち真実表明率は、全ラウンドで見て連続型PVMの方が高くなっている。ただし、連続型PVM実験における真実表明率の高さは、後半のラウンドで顕著となっており、前半の9ラウンドのみをとるとむしろ、分散型PVM実験の方が高くなっている。このことは、連続型PVM実験において、被験者は、メカニズムの構造に関する実験説明から連続型PVMの生成する利得構造を理解して支配戦略を選択したのではなく、数回から10回程度にわたるメッセージの選択と利得の獲得との対応関係の経験から適格的に、真実表明が支配戦略であることを学習したことを示唆している。

4. コンピュータ・シミュレーションによる分散型・連続型PVMの支配戦略学習性能の比較

前節の実験結果から、被験者の多くは、メッセージの選択と得られた利得との対応関係から支配戦略を見出すという意味で「適格的な」学習過程を通じて真実表明が支配戦略であることを理解し、真の選好パラメータを選択し続けるに至ったことが推測された。そして、適格的学習過程を通じて真実表明が支配戦略であることを被験者が理解することを促す上で、分散型PVMに比べ連続型PVMの方が高い性能を有していることが示唆される結果となった。

本節では、このような実験結果の頑健性を検証するひとつの方法として、適格的学習過程を特定化し、コンピュータ・プログラムとして表現した上で、これらの学習過程を前提に戦略選択を行った場合に、支配戦略への収束速度や真実表明率が分散型PVMと連続型PVMとの間で、実験で見出されたような差異をもたらすかどうかを、コンピュータ・シミュレーションによって検証する。

4. 1 シミュレーションにおける適格的学習過程の特定化

シミュレーションに当て本稿で特定化する適格的学習過程は、ひとつは、前回のラウンドに得られた利得と前々回に得られた利得との大小関係によって今回の戦略（メッセージ）を前回の戦略から変更するか否かを決定することを基礎とした「myopicな学習過程」であり、もうひとつは、以前のラウンドに最大利得をもたらした回数が最も多く、最小利得をもたらした回数が最も少ない戦略を今回の戦略とすることを原則とした「heuristicな学習過程」である。以下では、これら2つのタイプの適格的学習過程の各ラウンドにおける被験者（シミュレーター）の戦略選択の方法を記述する。なお、言うまでもなく、シミュレーションにおいても、被験者（シミュレー

ター) の選択しうる戦略の集合は、 $S = \{50, 70, 90\}$ であり、真のメッセージは $\theta_i = 70$ 、ラウンド数は18回とする。また、分散型PVMのシミュレーションでは、低コストケースのみを対象とし、公共プロジェクトの実施費用は $c = 130$ とする。連続型PVMのシミュレーションにおいては、前節の実験設定と同じく、公共財の限界費用は $c = 100$ とし、限界評価曲線の傾きの絶対値は、 $a = 1$ とする。したがって、シミュレーションにおける被験者（シミュレーター）の利得表は、表8のように表される。

表8. シミュレーションにおける被験者（シミュレーター）の利得表

(a) 分散型PVMの場合 ($c = 130$)

$s_i \setminus s_{-i}$	50	70	90
50	0	-5	5
70	0	5	5
90	-15	5	5

(b) 連続型PVMの場合 ($a = 1, c = 100$)

$s_i \setminus s_{-i}$	50	70	90
50	0	100	0
70	100	200	100
90	0	100	0

myopicな学習過程

まず、 $s(t)$ を被験者（シミュレーター）がラウンド t に選択する戦略とし、 $u(t)$ を被験者がラウンド t に得た利得とする。また、 \underline{u} を基準利得と呼び、分散型PVMのシミュレーションでは -1 、連続型PVMのシミュレーションではゼロと設定する。さらに、ラウンド t までに被験者の得た利得が基準利得 \underline{u} 以下となったラウンド数が1回以下である戦略の集合を S_t^l と表す。ここで、基準利得 \underline{u} は、被験者にとって（2回までは許容するが、それを超える回数）実現することを避けた利得の上限を示しており、本来は、学習過程において内生的に決定されるべき値であるが、ここではシミュレーションを簡便に行うために、外生的に値を設定している。

以上のような表記法を用いてmyopicな学習過程における各ラウンドの被験者の戦略の選択方法を示すと、まず、最初の2ラウンドにおける戦略 $s(1), s(2)$ は、3つの戦略の中からランダムに（等確率で）選択する。第3ラウンド以降における戦略 $s(t)$ ($t \geq 3$) は、次のように選択する。

- (1) $u(t-1) \geq u(t-2)$ かつ $s(t-1) \in S_{t-1}^l$ ならば、 $s(t) = s(t-1)$ とする。
- (2) $u(t-1) < u(t-2)$ または $s(t-1) \notin S_{t-1}^l$ ならば、 S_{t-1}^l の要素の中からランダムにひとつの戦略を選択して $s(t)$ とする。ただし、 S_{t-1}^l の要素が唯一である場合には、その戦略を $s(t)$ とする。

heuristicな学習過程

まず、ラウンド t までに最大の利得を得た回数が最も多い戦略の集合を S_t^{max} とし、ラウンド t までに最小の利得を得た回数が最も多い戦略の集合を S_t^{min} とする。ここで、最大利得や最小利得は、先験的に設定された値ではなく、ラウンド t までに実現した利得のうち、最大または最小の値を意味している。

以上のような表記法を用いてheuristicな学習過程における各ラウンドの被験者の戦略の選択方法を示すと、まず、最初の2ラウンドにおける戦略 $s(1), s(2)$ は、myopicな学習過程と同様、3つの戦略の中からランダムに（等確率で）選択する。第3ラウンド以降における戦略 $s(t)$ ($t \geq 3$)は、次のように選択する。

- (1) S_{t-1}^{max} の要素がただひとつである場合、この戦略を s^* と表すと、
 - a) $s^* \notin S_{t-1}^{min}$ または $S_{t-1}^{min} = S$ である場合には、 $s(t) = s^*$ とする。
 - b) $s^* \in S_{t-1}^{min}$ かつ $S_{t-1}^{min} \subset S$ である場合には、 S_{t-1}^{min} の要素ではない戦略の中からランダムにひとつの戦略を選択して $s(t)$ とする。ただし、 S_{t-1}^{min} の要素ではない戦略が唯一である場合には、その戦略を $s(t)$ とする。
- (2) S_{t-1}^{max} の要素が複数存在する場合には、 S_{t-1}^{max} の要素で、かつ、ラウンド $t-1$ までに最小利得を得た回数が最も少ない戦略の中からランダムにひとつの戦略を選択して $s(t)$ とする。ただし、そのような戦略が唯一である場合には、その戦略を $s(t)$ とする。

シミュレーションでは、前節で述べた実験においてコンピュータ・プログラムによってランダムに選び出された各ラウンドでの「相手」の戦略の18個の並びを前提として、上記2つの学習過程に沿って被験者（シミュレーター）が選ぶ戦略をコンピュータによってそれぞれ1万回ずつシミュレートし、離散型PVMと連続型PVMのそれぞれにおいて導出された1万回の戦略選択において、支配戦略への収束（最終ラウンドまで真のメッセージである70を選択し続ける状況の実現）が観察された件数の割合や平均収束ラウンド数、真実表明率を計測する。

4. 2 シミュレーション結果

上記のような方法でシミュレーションを行った結果を、実験結果を示した表7と同じ形式で表示すると、myopicな学習過程を前提としたシミュレーションでは表9、heuristicな学習過程を前提としたシミュレーションでは表10のように表される。

表9. シミュレーション結果から得られた支配戦略の学習・誘発性能（myopicな学習過程）

ピボタル・メカニズムのタイプ	(1) 最終ラウンドまでに支配戦略に収束した件数の割合(%)	(2) 第16ラウンドまでに支配戦略に収束した件数の割合(%)	(3) 平均収束ラウンド数（支配戦略に収束しなかったケースの「収束ラウンド」は19とする）	(4) 真実表明率(%)		
				全ラウンド	前半 9ラウンド	後半 9ラウンド
離散型PVM	69.9	50.8	15.7	51.5	44.0	59.1
連続型PVM	95.0	79.0	13.1	69.5	57.4	81.7

表10. シミュレーション結果から得られた支配戦略の学習・誘発性能 (heuristicな学習過程)

ピポタル・メカニズムのタイプ	(1) 最終ラウンドまでに支配戦略に収束した件数の割合(%)	(2) 第16ラウンドまでに支配戦略に収束した件数の割合(%)	(3) 平均収束ラウンド数 (支配戦略に収束しなかったケースの「収束ラウンド」は19とする)	(4) 真実表明率(%)		
				全ラウンド	前半 9ラウンド	後半 9ラウンド
離散型PVM	69.9	65.0	10.6	56.9	46.8	66.9
連続型PVM	100.0	100.0	4.3	86.1	72.4	99.8

これらの表からわかるように、いずれの適格的学習過程を想定した場合にも、離散型PVMに比べて、連続型PVMの方が、支配戦略（真実表明）への収束件数の割合は高く、平均収束ラウンド数で表した収束スピードも速い。その結果、真実表明率も連続型PVMの方が離散型PVMより20~30%ポイント高くなっており、とくに、後半の9ラウンドでは、離散型PVMにおける真実表明率が60~67%にとどまっているのに対し、連続型PVMでは80~100%に達している。

シミュレーションにおける支配戦略への収束ラウンド数の分布をグラフに描いてみると、図4のように描かれる。

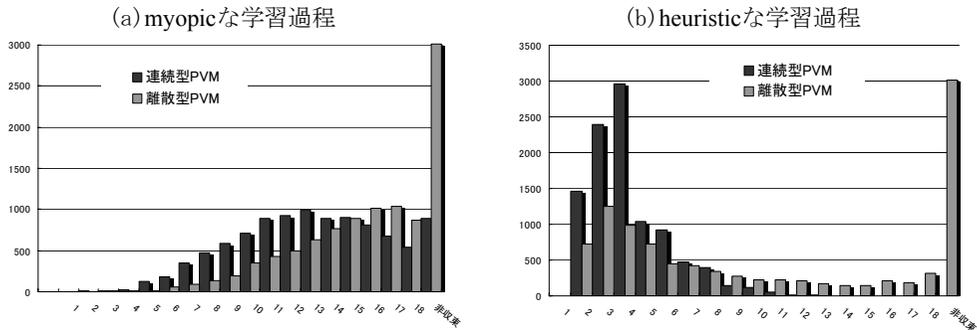


図4. シミュレーションにおける「収束ラウンド」数の度数分布

図4からわかるように、myopicな学習過程を想定したシミュレーションでは、連続型PVMにおける収束ラウンド数の分布と離散型PVMにおける収束ラウンド数の分布は、ある程度の重なりを持ちながらも、離散型PVMでは収束に至らなかったケースが最も多く、連続型PVMでは、10~15ラウンドでの収束が最も多いという結果となっている。これに対してheuristicな学習過程を想定したシミュレーションでは、連続型PVMにおいては、ほとんどのケースがかなり早いラウンドで収束を見るのに対し、離散型PVMにおいては、全体の4割程度のケースで早いラウンドで収束が生じるものの、収束に至らないケースも3割以上に及ぶという2極分化した状況となっている。

以上のように、本節で示した支配戦略（真実表明）の適合的学習過程のシミュレーションは、離散型PVMに比べ連続型PVMの方が、被験者による支配戦略の学習を促進する上で優れた性能を有するという前節での実験結果から得られた結論の妥当性を保証するものとなっている。とくに、myopicな学習過程を想定したシミュレーションの結果は、支配戦略への収束頻度や収束速度、真実表明率の水準のいずれにおいても前節での実験結果に近似した結果を導いていると言える。

5. おわりに

本稿においてわれわれは、固定規模の公共プロジェクトの実施の可否決定問題に適用されるピボタル・メカニズムを「離散型PVM」、連続的に変化する公共プロジェクトの規模決定問題に適用されるピボタル・メカニズムを「連続型PVM」と呼び、離散型PVMにおいては、真実表明は支配戦略ではあるが一意的な最良反応ではなく、そのために、支配戦略を選択した場合と他の戦略を選択した場合とで利得が同一となるフラットな利得構造部分が存在するのに対し、連続型PVMでは、公共プロジェクトの規模に関する個人の評価関数を厳密な凹関数に限定する限り、フラットな部分のない利得構造が実現できることを明らかにした。その上で、このような利得構造の相違が、戦略の選択と自己の利得との対応関係から支配戦略（真実表明）を適合的に学習しようとする個人にとって、離散型PVMでは支配戦略を学習することは困難であるが、連続型PVMでは、相対的に容易であると判断し、一方はランダムに戦略の選択を行うコンピュータ・プログラムである2主体3戦略の環境において被験者（人間）に戦略選択を行わせる実験を実施し、この点の検証を行った。実験の結果は、われわれの判断の妥当性を支持するものであり、18ラウンドの戦略選択の繰返しにおいて、あるラウンドから最終ラウンドまで一貫して支配戦略が選択された場合、当該ラウンドにおいて被験者の学習過程は支配戦略に収束したものとみなすと、連続型PVMにおける収束の頻度や速度は離散型PVMに比べ、かなり高いという結果を得た。さらにわれわれは、支配戦略の適合的学習過程を、前回の利得が前々回の利得以上であれば前回の戦略を変更せず、前回の利得が前々回の利得より低ければ変更するという判断にもとづいたmyopicな学習過程と、過去に最大の利得を得た回数が多く、最小の利得を得た回数が少ない戦略を選択するという判断にもとづいたheuristicな学習過程に特定化し、2つの学習過程を想定したコンピュータ・シミュレーションを実験と同様な意思決定環境の下で実施し、実験結果と整合的な結果を得た。

このように、本稿での実験やシミュレーションの結果は、支配戦略（真実表明）の他にも最良反応が存在する「弱い誘因両立性」しかみたまない離散型PVMに対して、厳密に凹の公共財評価関数の下で、支配戦略（真実表明）が一意的な最良反応となる「強意の誘因両立性」をみたまない連続型PVMが、支配戦略の適合的学習を促す上で優れた性能を発揮することを示している。

こうした本稿の検証結果の理論的基礎を与えうる議論としては、本稿で強調した強意の誘因両立性と弱意の誘因両立性との差異の他に、Milgrom and Roberts(1990)が提示したsupermodularity (戦略的補完性) と、Cason, Saijo, Sjoström and Yamato(2006)が実験を通じてその重要性を強調しているsecure implementation(安全遂行) の議論がある。

Milgrom and Roberts(1990)の示した定理によれば、利得関数がsupermodularityをみたすゲームにおいては、プレーヤが適合的学習プロセスに従って戦略を修正して行くなれば、そのゲームのNash均衡への安定的な収束が保証される。プレーヤ i の利得を u_i とし、彼/彼女の戦略を s_i 、他のプレーヤ j ($\neq i$)の戦略を s_j と表すとき、 $\partial^2 u_i / \partial s_i \partial s_j \geq 0$ であればsupermodularityはみたされ、本稿の2節で示した連続型PVMにおける利得関数は $\partial^2 u_i / \partial s_i \partial s_j = 0$ をみたしているから、連続型PVMの生成するゲームの利得関数は、等号でsupermodularityをみたしている。したがって、連続型PVMにおいて適合的学習過程に従って戦略選択を行う被験者の戦略は、連続型PVMの生成するゲームのNash均衡に収束することが、Milgrom and Roberts(1990)の定理によって保証されることになる。

また、Cason, Saijo, Sjoström and Yamato(2006)において強調されているsecure implementationは、公共財供給メカニズムが生成するゲームにおいて、真実表明が支配戦略であり、かつNash均衡の集合と支配戦略均衡の集合とが一致するという性質を指すと解釈されるが、このような性質を持つメカニズムにおいては、Nash均衡への収束につながる動学的学習過程は、同時に支配戦略均衡への収束を意味し、真実表明が実現する。Cason, Saijo, Sjoström and Yamato(2006)は実際に、本稿で離散型PVMと呼んでいるメカニズムと単峰型選好の下での単純なGrovesメカニズムとを比較する実験を行い、後者のメカニズムにおいてはsecure implementationがみたされるため、支配戦略である真実表明が行われる頻度は高く、前者のメカニズムにおいてはsecure implementationがみたされないために、支配戦略均衡以外のNash均衡が実現するケースが多く、真実表明の頻度は低いことを実証している。

本稿の実験結果やシミュレーションの結果は、実験やシミュレーションにおいて、被験者(またはシミュレーター)の「相手」となるコンピュータ・プログラムが、被験者(またはシミュレーター)と同一の選好(公共財評価関数)を付与され、被験者と同様、適合的学習過程を通じて支配戦略を模索するよう設定されているならば、Milgrom and Roberts(1990)の定理やCason, Saijo, Sjoström and Yamato(2006)の主張を、特定のケースにおいて検証したに過ぎないと言える。しかし、本稿の実験やシミュレーションでは、被験者の「相手」となるコンピュータ・プログラムは、戦略の選択をランダムに繰り返す機械的存在に過ぎず、このような「相手」とゲームをプレイする被験者が、Nash均衡を意識した戦略選択行動をとることは想定し難いと言える。それにも係らず、連続型PVMの下での支配戦略(真実表明)の学習が、離散型PVMの下での学習に比べ、より頻繁に、より速く支配戦略の認識に結びついたのは、連続型PVMの生成する利得構造においては、支配戦略以外に最良反応が存在しないという強意の誘因両立性がみたされており、

離散型PVMでは強意の誘因両立性がみたされないという点に求められる。

参考文献

- Attiyeh, G., R. Franciosi and R.M. Isaac (2000), Experiments with the pivot process for providing public goods, *Public Choice* 102, pp.95-114.
- Cason, T.N. T. Saijo, T. Sjoström and T. Yamato(2006), Secure Implementation Experiments: Do Strategy-proof Mechanisms Really Work?, *Games and Economic Behavior* 57, pp.206-235
- Clark, E.H. (1971), Multipart pricing of public goods, *Public Choice* 11, pp.17-33.
- 川越敏司・森徹 (1999), 「ピボタル・メカニズムと真実表明～分割可能な公共財に関する実験研究～」, 『オイコノミカ』, 第36巻第1号, pp. 71-109
- Kawagoe, T. and T. Mori (2001), Can the Pivotal mechanism induce truth-telling? An experimental study, *Public Choice* 108, pp.331-354.
- Milgrom, P. and J. Roberts (1990), Rationalizability, learning, and equilibrium in games with strategic complementarities, *Econometrica* 58, pp.1255-1277.
- Mori, T. and N. Soyama (2007), Ignorance behavior under the Pivotal mechanism: An experimental study, *Discussion Papers in Economics* No.420, The Society of Economics, Nagoya City University.
- Tideman, T.N. and G. Tullock (1976), A new and superior process for making social choices, *Journal of Political Economy* 84, 1145-1159.

(2008年12月16日受領)

平成21年3月1日発行

編集者 名古屋市立大学経済学会
名古屋市瑞穂区瑞穂町字山の畑1

印刷所 株式会社正鶴堂