

# 内部ダイナミクスを持つエージェントと マイクロマクロ・ループによる動的な社会シミュレーション

佐藤 尚 橋本 敬

北陸先端科学技術大学院大学 知識科学研究科

{stakashi, hash}@jaist.ac.jp

## Abstract

本論では、社会構造の動的な変化を研究する際には、社会の構成員を内部ダイナミクスを持った認知エージェントと考えることが必要であることを論じる。ここでは、エージェントの行動が依存する内部状態の自律的な変化を「内部ダイナミクス」と呼ぶ。まず、内部ダイナミクスを導入することが、人間像と社会のダイナミクスについてどのような意味を持つのかを論じる。そして、社会シミュレーションに用いることができる内部ダイナミクスを持ったエージェントのモデルとして、拡張版単純再帰型ネットワークを提案する。このエージェントモデルで構成されたマルチエージェント・システムを用いて、Minority Game をプレイするシミュレーションを行った結果について報告する。このシミュレーションでは、少数派の手の時系列というマクロ構造が、固定点、周期、非周期的な状態を遍歴するというダイナミクスが観察された。この結果等について考察し、動的な社会シミュレーションを行うには、内部ダイナミクスを持つエージェントを導入することが不可欠であることと、ここで提案する拡張版単純再帰型ネットワークがそのエージェントのモデルとして有効であることを論じる。

## Keywords

内部ダイナミクス, 拡張版単純再帰型ネットワーク, マルチエージェント・システム, Minority Game, マイクロマクロ・ループ

## 1 序論

我々の住む社会には制度や社会的役割分化のような社会構造が見られる。このようなマクロレベルの社会構造がマイクロレベルにおける社会成員の行動から自生的に現れ、またマクロ構造がマイクロレベルの振る舞いに影響を与えるという、「マイクロマクロ・ループ」の概念は、社会構造の形成と変化を考えるにおいて重要なものである<sup>[1][2]</sup>。しかし、この概念のみでは、実際の社会に見られるような社会構造の変化を説明することはできないのではないだろうか。本論では、ここに「内部ダイナミクス」という概念を導入することにより、マクロの社会構造とマイクロの個々人の行動が常に変化し続けることが可能であることを、マルチエージェント・シミュレーションにより例示する。

マイクロマクロ・ループという概念は、社会科学における人間像、人々の間の相互作用、そして、社会構造と人々の行動の間の相互作用についての考え方に問題を投げかけている。経済学においては、人間がそれぞれ他者とは孤立しており、各人は独立に効用あるいは選好を持つと仮定されることが多い。ここに新しい学問である複雑系科学での考え方が加わり、社会構造は社会を構成する成員達の相互作用を通して創発すると考えられるに至った。ここで想定されている相互作用は、成員が意志決定する際、単

に他者を参照するということだけに焦点を当てている場合が殆どである。これに対して江頭と橋本は、外界を認識し解釈するための機構を持ち、その解釈機構が他者との相互作用を通して形成されていくような「社会的個人」として人間を捉えている<sup>[3]</sup>。このような社会的個人により共通した思考様式としての制度が創発する様子をシミュレーションにより示しているが、彼らのシミュレーションでは一度できた制度は変化しない<sup>[4]</sup>。一般に、マクロ構造からマイクロへの相互作用が、マイクロの行動を制御する自己拘束的な働きを持つならば、制度の創発と維持が可能だと考えられる<sup>[5]</sup>。しかし、このような場合、社会構造の自発的な変化は見られなくなる。一方、実際の社会では社会構造自体が動的に変化している。このようなマクロ構造のダイナミクスは、マイクロマクロ・ループの外にある環境の変化によってもたらされると考えられがちであるが、内生的にこのダイナミクスをもたらすメカニズムは説明されていない。

近年、社会現象を対象とする研究においてマルチエージェント・システムがよく用いられるようになった。マルチエージェント・システムは複数のエージェントの相互作用から形成されるマクロレベルの構造などの解析に適したシステムである。マルチエージェント・システムにおけるエージェントは入力される外的刺激に対しどのように反応をするかを決定する複数の「ルール」で構成される。ここで

はこのようなエージェント構造を「刺激-反応システム」と呼ぶ。このシステムの典型的な例としては、Epsteinらのsugarscapeが挙げられる<sup>6)</sup>。刺激-反応システムは簡単に構成することができ、そして、多くの社会現象を扱えるが、多様で複雑な個体の行動や動的な社会現象の研究には適していない。なぜならば、刺激-反応システムに入力される外的刺激とそれに対応する反応は大抵一対一の関係で結ばれているため、刺激と反応を結ぶルールが変更されない限り、同じ刺激に対しては同じ反応を返すからである。本来、マルチエージェント・システムは動的な人間の特徴をモデル化するものであるにもかかわらず、刺激-反応システムをはじめとする多くのモデルにはそのような動的な特徴が組み込まれていない。

このことから、刺激-反応システムによる人間のモデル化は不十分であるという批判が聞かれるようになった。Gelderは力学系の時間発展に見られる複雑な振る舞いが認知的な現象をよく説明できると考え、認知システムとしての人間を力学系の一種と見なすことができると標榜している<sup>7)8)</sup>。また、Varelaは、認知システムの内部状態と環境が互いに影響し合いながら変化し、適切に結合するという「構造的カップリング」の重要性を指摘している<sup>9)</sup>。本研究では、このような動力学主義認知科学の分野で指摘されている「内部ダイナミクス」の重要性に着目<sup>1)</sup>し、他者との相互作用を通して互いに内部構造の形成に影響を与え合う「社会的個人」という江頭と橋本の考えを支持しつつ、新たな視点として「内部ダイナミクス」という概念を導入する。この概念を導入することで人間行動と社会構造のダイナミクスをどのように説明することができるかは、第2章で論じる。

人間を動的な認知システムとして捉えるGelderの考え方とうまく合致するのが、力学系の一種と見なすことができる再帰型ネットワークを用いた研究である。再帰型ネットワークはパターン認識、運動制御、時系列予測など、認知システムでは重要であると考えられる様々な機能を創発させられることが知られており、近年、認知科学の分野では再帰型ネットワークを用いた研究が盛んである。再帰型ネットワークは複雑で多様な振る舞いを見せることができるが、計算量は非常に多いため、複数のエージェントとして計算機上に実装して動かすことは困難であ

る<sup>12)</sup>。一方、Elmanによって提案された単純再帰型ネットワークは再帰型ネットワークの一種でありながら比較的計算量は少ないと云える。しかも、単純再帰型ネットワークは強力な時系列予測能力を持っており<sup>13)14)15)</sup>、動的な現象のシミュレーションには有効であると思われる。ところが、このような利点を持つ単純再帰型ネットワークが社会シミュレーションで採用されている例は殆ど見られない。

本研究の目的は、社会の中の個人が「内部ダイナミクス」を持つ認知エージェントであると捉えることの意義を示すことである。本論では、特に次の三点を行う。1)ある程度大規模なマルチエージェント・シミュレーションに用いることができる「内部ダイナミクス」を持ったエージェントのモデルを提案する。本モデルは、社会シミュレーションでは殆ど用いられていない単純再帰型ネットワークを拡張したものとして表現される。2)内部ダイナミクスを持つ複数のエージェントで構成されるマルチエージェント・システムによって、動的な社会シミュレーションを構成する。本研究では、時間に依存して変化する動的な社会構造のダイナミクスの力学的理解を目的としたシミュレーションのことを動的な社会シミュレーションと呼ぶ。エージェントの社会的な相互作用として、我々はMinority Game<sup>10)</sup>を本シミュレーションで採用する。3)動的な社会シミュレーションにより、マイクロとマクロの両方のレベルで永続的な変化が生じること、そしてその変化が、マイクロ・ループとエージェントの内部ダイナミクスによって引き起こされることを示す。

## 2 内部ダイナミクス

### 2.1 内部ダイナミクスの重要性

人間を、状態遷移機械だと捉える機械論的見方がある。それは、人間は内部に状態を持ち、外からの刺激によって状態が変化し、その状態変化にあったなんらかの反応を返すという考え方である。

しかし、人間の内部状態は外的刺激によってのみ変化するわけではないため、この見方では不十分である。状態遷移機械の考え方では、「多様性」と「因果性」という人間行動の特徴を同時に説明することが困難である。ここで多様性とは、人間は同じ

<sup>注1</sup> 内部ダイナミクスの存在を支持する認知現象として、Necker立方体のような多義図形を用いた視覚実験が挙げられる。この実験では、客観的に同一の図形の知覚的な見え方が時間と共に変わるとい現象が確かめられている。この実験結果は、内部状態の自律的变化により、同じ刺激に対しても多様な認知処理がなされることを示唆するものである。

<sup>注2</sup> Pollackによって提案されたDynamical Recognizer<sup>11)</sup>は繰り返し囚人のジレンマゲームのエージェントに採用されている。しかし、殆どの場合、二個体による一対一の対戦しか扱われていない<sup>11)12)</sup>。

状況においても様々な振る舞いを行うという性質である。また、人間が行う行動はそれぞれでために行われるわけではなく、行動間にはなんらかの関係や首尾一貫性があるように見える。この特徴を「因果性」と呼んでいる。

人間は、外的刺激がない、あるいは、一定でも内部状態は変化する。この自律的な内部状態の変化を我々は「内部ダイナミクス」と呼ぶ。内部ダイナミクスを考慮することにより、「多様性」と「因果性」をまとめて説明することができる。内部状態が自律的に変化するならば、例え一定の外的刺激を受け取っていても内部状態が変わっている。行動が内部状態に依存しているならば、外的刺激と行動の間に「一対多の関係」を形成することができる。すなわち、同じ状況でも様々な行動を見せることができる。また、内部状態の変化には、その時の内部状態と外的刺激だけでなく、自身の以前の行動が影響を及ぼす。よって、内部状態には過去の行動、過去の内部状態、過去の外的刺激の影響が蓄積されることになる。すなわち、そのようなダイナミクスを持った内部状態に基づいた行動は、過去の内部状態の履歴と少なからず相関することになるため、行動の因果性が生じるのである。

## 2.2 内部ダイナミクスの数理的表現

本論の目的の一つである内部ダイナミクスを持つエージェントモデルの提案のために、内部ダイナミクスを数理的に表現しよう。基本的に、我々はエージェントの内部状態と行動が時間的に変化するものであると考える。そして、時間に依存して変化するエージェントの行動はエージェントの内部状態に依存すると仮定する。この依存関係は式(1)のように表される。

$$a(t) = F(x(t)) \quad (1)$$

ここで、 $a(t)$  は時刻  $t$  でのエージェントの行動、 $x(t)$  は時刻  $t$  でのエージェントの内部状態、そして、 $F$  はエージェントがある状態を持つ時にどのように振る舞うかということを決するための関数である。

我々の上述の議論において、内部状態は自律的に変化するものと仮定していることから、内部状態のダイナミクスは式(2)のように表される。

$$x(t) = G(x(t-1)) \quad (2)$$

$G$  は時刻  $t-1$  での内部状態から次の時刻  $t$  での内部状態を決定する関数である。さらに、内部状態はエージェントの過去の行動と現在の外部刺激によって影響を受ける。したがって、式(2)は式(3)のように書き換えられる。

$$x(t) = G(x(t-1), a(t-1), s(t)) \quad (3)$$

$s(t)$  は時刻  $t$  でエージェントが受け取る外的刺激である。すなわち、式(3)は内部状態が行動、外的刺激、そして、内部状態の履歴を持つということを意味する。式(1)はその履歴が現在の行動を決定するということを意味する。図1は式(1)と(3)に対応する模式図である。

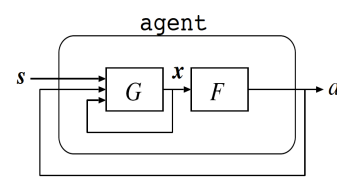


図1. 内部ダイナミクスを持つエージェントの模式図

## 2.3 内部ダイナミクスを持つエージェント

本節では図1の図式を再帰型ネットワークを用いて実装した具体的なエージェントモデルを提案する。我々のモデルはElmanによって提案された「単純再帰型ネットワーク(Simple Recurrent Network; SRN)」<sup>[13]</sup>を拡張したものである。我々は本モデルを「拡張版SRN」と呼ぶ。拡張版SRNの構造を図2に示す。

拡張版SRNは一般的な階層型ニューラルネットワークと同様に、外部から情報を受け取る「入力層」、受け取った情報を基に出力値を決定する「出力層」、そして、入力層と出力層の間にある「隠れ層」を持つ。更に第4の層として「文脈層」がある。隠れ層のニューロンは文脈層のニューロンと一対一に再帰結合し、隠れ層の状態を文脈層にコピーするようになっている。すなわち、文脈層は一時刻前の状態を保存している。よって、ある時刻でのネットワークの状態は現在の入力と過去の入力の履歴情報によって決まることになる。拡張版SRNは、更に出力層から入力層へ再帰結合を持つ。この結合があることによって、外部からの刺激だけでなく、自分の過去の行動も考慮して次の行動を決定するモデルとなる。なお、拡張版SRNの出力層と入力層を結んだ再帰結合を無くしたものがオリジナルのSRNである。

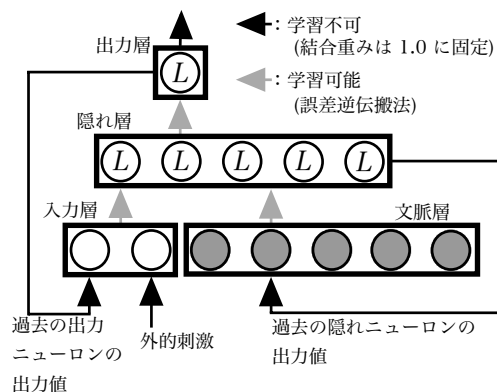


図2. 内部ダイナミクスを持つエージェントの構造（拡張版SRN）。「L」は微分可能な非線形関数である。提案するネットワークは入力層と出力層との間に再帰結合を持つ特殊なSRNである。なお、すべての結合線は描画していない。

### 3 マルチエージェント・システムによるシミュレーション

前章で提案した内部ダイナミクスを持つエージェントを用いた社会シミュレーションについて説明する。本シミュレーションでは、エージェントの社会的相互作用としてMinority Game(MG)を採用した。MGはChalletとZhangによって提案されたゲームである<sup>16)</sup>。

MGの基本ルールは以下の通りである。

- ①  $N$  (奇数) 人のプレーヤが各時刻で二つある手（「-1」 or 「1」あるいは「売る」 or 「買う」等）の内の一つを独立に選択する<sup>13)</sup>。
- ② 少数派に属したプレーヤを勝ちとする。

もしゲームに参加するプレーヤが非常に少ないならば、各プレーヤがそれぞれ自分以外の全てのプレーヤの行動を予測することによって、結果として、ゲームに勝てる手をも予測できる可能性はある。しかし、ゲームに参加するプレーヤの数が増えれば増えるほど、限定合理的なプレーヤを仮定する限り、ゲームに勝てる手を予測することは難しくなる。また、少人数によるMGでは、自分以外のプレーヤが手を変えない場合に自分一人が手を変えただけでも少数派サイドが切り替わってしまう場合があり、一人あたりのゲームに対する影響力は大きい。逆に、プレーヤの数が大人数になると一人あたりのゲームに対する影響力は小さくなる。すなわ

<sup>13)</sup> 拡張版SRNからの出力値は -1 から 1 までの範囲の実数であるが、MGの手になるよう 0 を境に -1 か 1 に割り振られる。

ち、MGにおけるプレーヤの人数とゲームの難易度（あるいは不安定性）は反比例の関係にあると云える。

前述したように、MGでは、ゲームに参加している全プレーヤの手からゲームに勝てる手が事後的に決定される。これはマクロレベルの社会構造がミクロレベルの個体の振る舞いから作られるという構図と同じである。すなわち、ゲームに勝てる手の時系列はミクロレベルからボトムアップに作られるマクロレベルの社会的な構造の一種と見なすことができる。よって、本研究では、少数派の手（ゲームに勝てる手）の時系列に現れるパターンをマクロ構造と呼ぶ。

マクロレベルからミクロレベルへの相互作用は次の二つの方法で実現される。一つは過去の少数派の手を全個体に外的刺激として与えることである<sup>14)</sup>。もう一つは学習プロセスにおいて全個体が少数派の手の時系列を学習することである<sup>15)</sup>。

具体的なシミュレーションは次の手順で実行される。各エージェントは、過去の自分の手と少数派の手から、それぞれ独立に手 (-1 or 1) を決定し、出された全ての手を基に少数派の手が決まる。これを1ステップとし、10000ステップ繰り返した後に、過去100ステップ分の少数派の手の時系列を学習する。学習するまでの10000ステップを1ターンと呼ぶ。

### 4 シミュレーション実験の結果

前章で導入したMGのマルチエージェント・シミュレーションの結果を述べる。なお、エージェントの数は101とした。我々はマクロレベルとミクロレベルのそれぞれの範囲を表1のように区別することにした。以降の節より、マクロレベルについて調べた結果から順番に解説し、マクロレベルとミクロレベルのダイナミクスがどのように関係し合っているかを明らかにする<sup>16)</sup>。

<sup>14)</sup> よって、図2の外的刺激を受け取るニューロンへの入力も過去の少数派の手になる。

<sup>15)</sup> 文脈層も入力層の一つであると考え、我々が提案する拡張版SRNは各時刻においては階層型ニューラルネットワークの一種と見なすことができる。よって、ネットワークの学習法としては「誤差逆伝搬法」をそのまま採用することができる。

<sup>16)</sup> エージェントの数が同じでもその構成は変化する可能性があるため、「少数派に属するエージェントの構成」というメソレベルが存在する。しかし、本論ではこのレベルを分析の対象としていない。

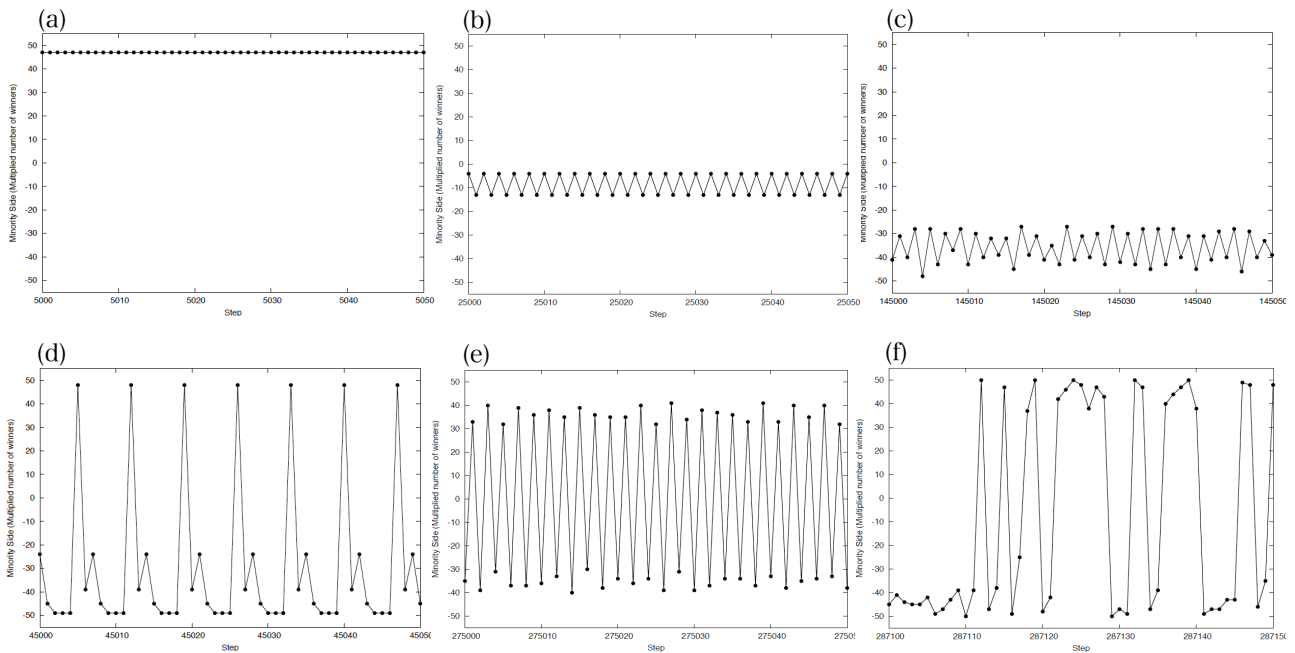


図3. 少数派の手の変化パターン。横軸はステップ、縦軸は少数派に属したエージェントの人数と少数派の手 (-1 or 1) の積である (正(負)の値を示している場合、手は1(-1)である)。変化の仕方はそれぞれ次の通りである。(a)は少数派の手が固定、勝者数が固定である場合。(b)は少数派の手が固定、勝者数が周期である場合。(c)は少数派の手が固定、勝者数が非周期である場合。(d)は少数派の手が周期、勝者数が周期である場合。(e)は少数派の手が周期、勝者数が非周期である場合。(f)は少数派の手が非周期、勝者数が非周期である場合である。

表1. ミクロレベルとマクロレベルの範囲

マクロレベル		ミクロレベル	
少数派の手の時系列	少数派に属したエージェントの人数	エージェント1個体の手の時系列	エージェント1個体の内部ダイナミクス

## 4.1 マクロレベルのダイナミクス

### 4.1.1 マクロ構造の変化パターン

エージェントの社会におけるマクロ構造の変化パターンはターン毎に異なり、図3に示す6つに分類できる。ここでは、単に少数派の手だけではなく、より詳しいマクロ構造を知るために、少数派に属したエージェントの人数と少数派の手 (-1 or 1) の積の値の時間的な変化を観察した。

ここでは、図3(b)、(c)に注目して欲しい。このパターンでは、少数派の手は変わらないので、全エージェントが同じ外的刺激を受けている。しかし、その場合でも勝者の数は周期的あるいは非周期的に変化する。これは多義図形を見た時の人間の振る舞いと同様、エージェントが内部ダイナミクスを持つことによって同じ情報でも解釈の仕方を自律的に変え

られるからこそ生じる結果であると思われる。このような複雑な変化はそれぞれ学習の効果が直接影響しない「1ターン」の中で生じていることに注意しよう。

### 4.1.2 マクロ構造の遍歴ダイナミクス

前節では、異なるターンで固定的、周期的、非周期的変化という様々なマクロ構造が見られることを示した。このようなマクロの時間構造の変化は図3(f)のように1ターン内でも生じる。その様子を詳しく見たのが図4である。この図は少数派の手の時系列を0から1までの範囲の実数に変換して表示したものである<sup>注7</sup>。

この図から分かるように、マクロ構造が固定点や様々な周期を持つ周期的変化の間を非周期的変化を経ながら遍歴している<sup>注8</sup>。これはミクロレベルで動的安定な状態がしばらく続き、その間に各エージェ

<sup>注7</sup> まず -1 → 0、1 → 1 と対応させ、20ステップ分の少数派の手の時系列を作る。これを二進小数と見なし、十進数に変換している。

<sup>注8</sup> このようなダイナミクスは金子、津田らが提唱している「カオスの遍歴<sup>[17]</sup>」に類似しているように見える。本研究で得られたマクロ構造のダイナミクスがカオスの遍歴であるかどうかは、まだ確かめられていない。

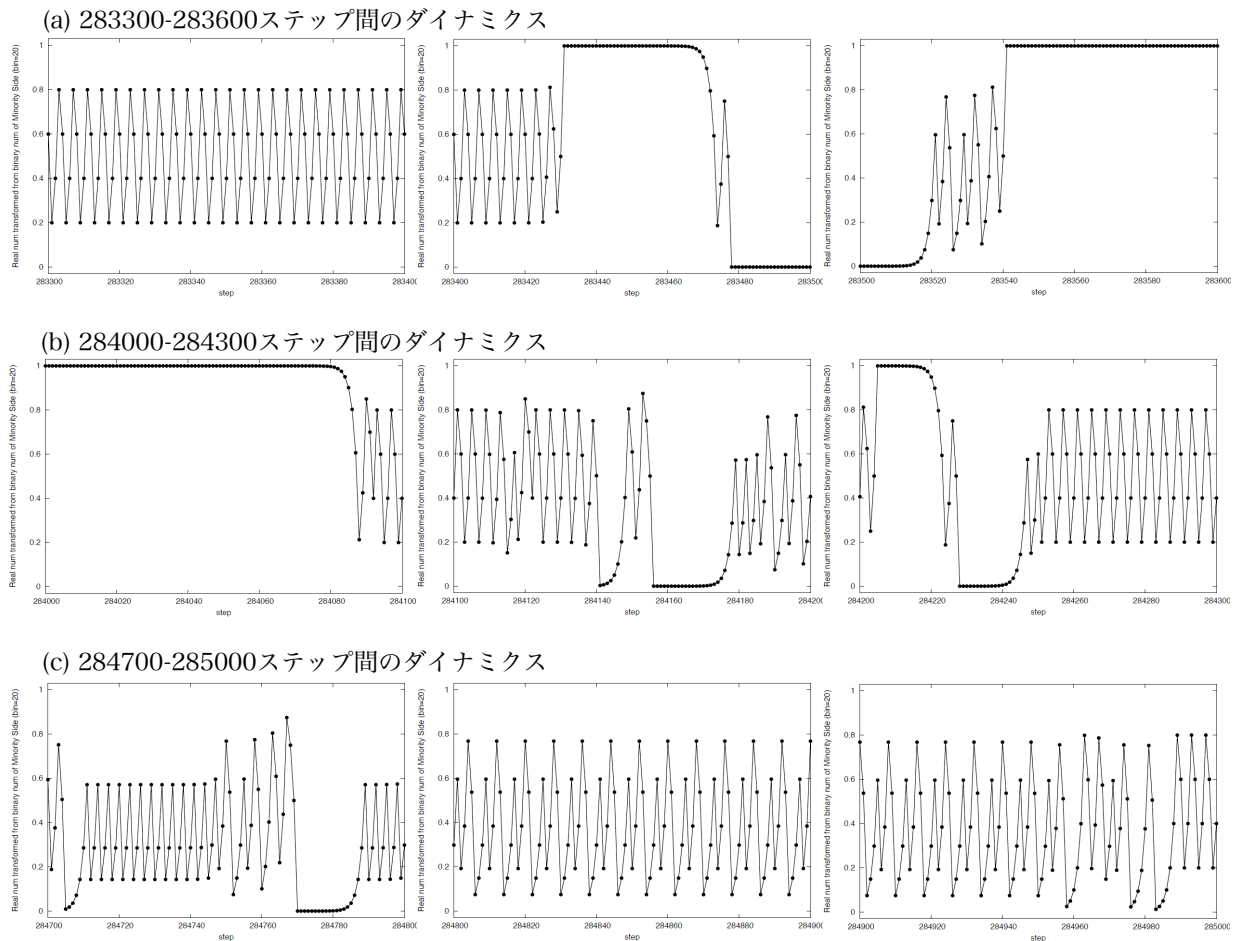


図4. マクロ構造の固定、周期、非周期的変化の履歴ダイナミクス。(a)は283300-283600ステップ間、(b)は284000-284300ステップ間、(c)は284700-285000ステップ間、それぞれ横軸はステップ、縦軸は0から1までの範囲の実数に変換した少数派の手の数である。

ントが少数派の手を通して他個体と間接的な相互作用をすることによって、それぞれの行動は徐々に不安定化し、あるレベルを超えたところでマイクロレベル全体からの影響がマクロレベルに現れると考えられる。

先述したように、図4はすべて1ターン内でのダイナミクスである。すなわち、学習によってエージェントの内部構造が変えられなくとも、各自の内部ダイナミクスによって非常に複雑なマクロ構造の変化が生じることが確かめられたのである。

## 4.2 ミクロレベルのダイナミクス

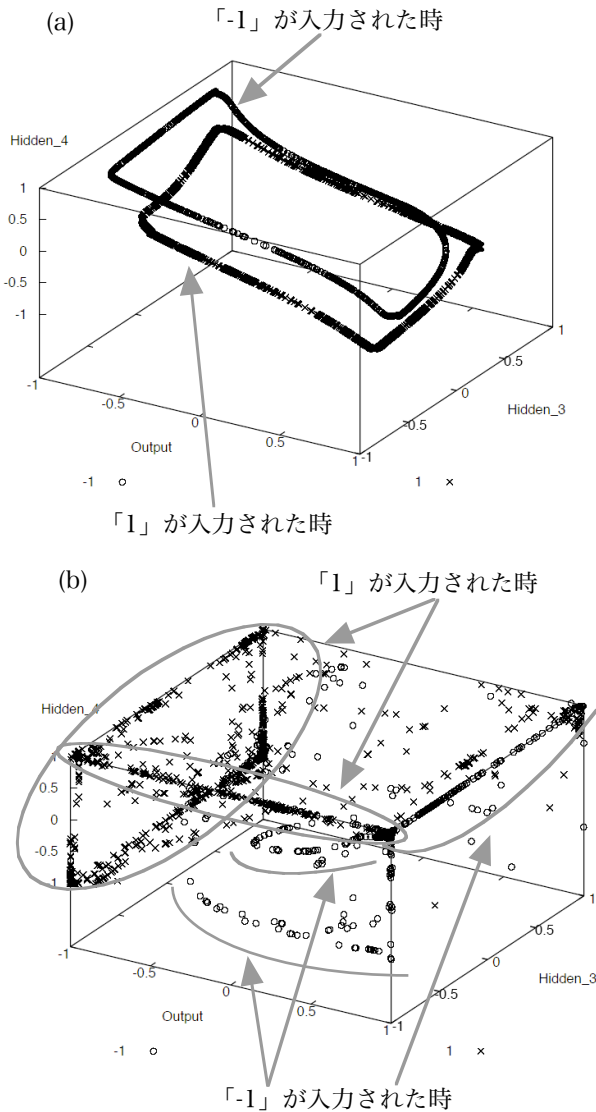
### 4.2.1 エージェントの戦略の創発と変化

前節では、動的で複雑なマクロ構造がエージェントの振る舞いからボトムアップに形成される様子を観察した。その中で示された結果には、豊かなエー

ジェントの振る舞いが外的刺激だけでなく内部ダイナミクスに依存して生じる可能性を示唆するものがあった。そこで本節では、より詳しく、エージェントが見せる複雑な振る舞いを見ていくことにする。ただし、101個体すべての振る舞いをここで紹介することはできないので、その中の典型例のみを示すことにする。

まずはじめに、外的刺激に応じてどのように振る舞うかを決定するある種の「戦略」を、ゲームを通じた相互作用と学習によって獲得したエージェントについて述べる。図5は、エージェントの内部ダイナミクス（隠れニューロンの変化）と出力値の関係を示したものである。図5(a)のエージェントは「-1」と「1」の二種類の入力値に対して、きちんと戦略を切り替えている。しかも、相空間上で有限個の点の集まりが散在していないことから、単純な有限オートマトンとして記述することができないような複雑な戦略を獲得していることが分かる。しかも、図5(a)には二本のリミットサイクルが描かれてお

り、エージェントがある決定論的なルールに従って振る舞っているということが考えられる。一方、図5(b)のエージェントは二種類の入力に自身の行動を対応させるような戦略の切り替えをある程度は行っているようだが、相空間上に点が散在していることから、何らかの規則に従って行動してはいないと考えられる。すなわち、概ねランダムに近い振る舞いをしていると云える。

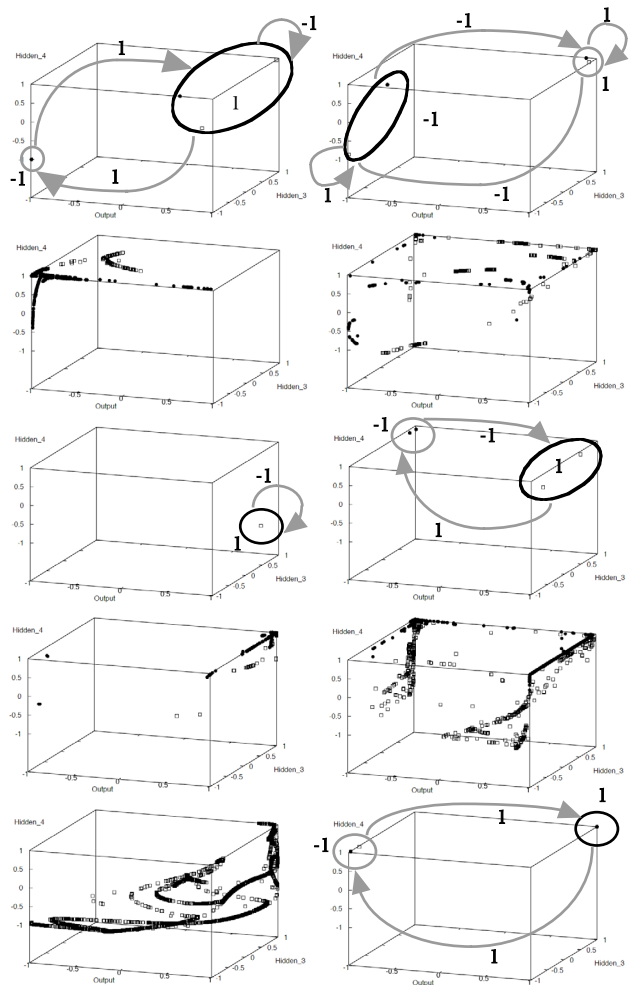


**図5.** 学習による戦略の創発。図は共にx軸が出力ニューロンの出力値、y軸が第3隠れニューロンの出力値、z軸が第4隠れニューロンの出力値である。(a)は完全に構造化された戦略を持つエージェントの相図。「-1」が入力された時と「1」が入力された時とは異なるリミットサイクルが描かれており、入力された値によって戦略が切り替えられていることを示す。(b)は構造化が不完全な戦略を持つエージェントの相図。ある程度まとまった分布を示しているが、相空間上では点が広がっていることから、概ねでたらめな振る舞いをしていることが分かる。

このようなエージェントの戦略は学習を通して変化していく。学習を経る毎にある1エージェントの

内部ダイナミクスがどのように変化するかを図6に示す。図に示されるように、エージェントの内部予測モデルは、学習を経る毎に、2状態オートマトンで記述できる単純な戦略や、あるいは単純なオートマトンでは表現できない複雑な戦略になる。

我々は更に興味深いエージェントの振る舞いを確認した。それは既に図6の左列最下図に示されている。その図は242000-249999ステップ間のあるエージェントの戦略を描いたものだが、そのターンにおける少数派の手の時系列は「-1」に固定されていた。すなわち、同じ外的刺激を受理し続けながらも、図6の左列最下図に示されたエージェントはカオス的な振る舞いを見せていたのである。これは内部ダイナミクスをエージェントが持たなければ生じ得ない現象である。このダイナミクスは、弱い非線形性を持つ高次元カオス状態になっていることが示されている。



**図6.** エージェントの戦略の時間発展。時間は左の上から下へ、そして、右の列に移り同様に上から下へと流れている。左上の図は202000-209999ステップ間の戦略で、以降、1ターンずつ学習によって変化する戦略を描いている。学習を通して、戦略が2状態の有限状態オートマトン（太線の丸は初期値）やストレンジアトラクタ的構造など様々な形に変化している。

## 5. 議論 -マクロレベルのダイナミクスの原因-

MGでは、少数派の手の時系列は個々のエージェントの手の系列により決まる。その時系列が固定点や特定の周期といったある時間構造を持っていることは、その時のエージェントがある内部構造を持ち、ある関係を形成していることを反映している。よって、少数派の手の時系列は、社会構造、特に、社会における時間構造と見ることができる。我々のシミュレーションでは、この社会における時間構造が様々な状態に変化するという、マクロ構造の動的な変化を見せている。

このマクロレベルでのダイナミクスは何らかの不安定性がシステム内に存在することから生じていると考えられるが、その不安定性の所在はどこにあるだろうか。まず、ターン毎に異なる時間構造になるという結果から、ターンとターンの間の学習によってもたらされる不安定性がある。また、1ターン内でも異なる時間構造を遍歴するという結果から、エージェント内部に作られる構造の特徴から生じる不安定性があるだろう。以下では、ターン間、ターン内の不安定性要因を分けて考察する。

### 5.1 ターン間に生じる不安定化の原因

エージェントは学習プロセスにおいて、過去100ステップ分の少数派の手の時系列から次のターンでのゲームがどのように展開されるかを予測するための「予測モデル」を内部に形成する。全てのエージェントがそれぞれ同様に予測モデルを内部に形成し、各自がその予測モデルを基に振る舞うことによってゲームに勝てる手はその都度「作られる」のである。すなわち、全てのエージェントは過去のマクロ構造の「一部」から次のターンでのマクロ構造「全体」を予測するモデルを作っている。しかし、その「全体」は自分も含めた全てのエージェントによって作られるのである。つまり、学習後はマクロ構造の作り手である全てのエージェントの予測モデルが変わっている。よって、新たにゲームを始めた時には、過去にある構造がそのまま保たれているという「静的な仮定」の下で作られた予測モデルが次のゲームの展開を完璧には予測し切れない不完全なものとなっているのである。ただし、時には多くのエージェントが、次のゲームの流れは単調になると予測することもある。この場合、ゲームのダイナミクスは固定または周期となりやすく、結果として、

エージェントの予測と対応するゲームの展開となることもある。しかし、そのような単調なマクロ構造がターンをまたいで続くことは希である。

これはTaijiとIkegamiのDynamical Recognizerを用いた研究<sup>[11][2]</sup>で見られたゲームが不安定化するメカニズムと構造的には同じである。彼らのモデルは2体のエージェントがいて、ゲームにおける相手の行動を学習して互いに相手のモデルを内部に作り合う。故に、次のゲームを始める時には先ほどゲームをしていた時に利用していた内部モデルがお互いに違ってしまう。こうしてエージェントは互いにいつまでも相手の完全なモデルを構築することができないために、それぞれの振る舞いは不安定化するのである。しかし、互いに相手を有限オートマトンで記述できる単純な機械であると予測したときには、二人のエージェントで作るゲームのダイナミクスがしばらくの間は安定する。しかし、どちらか一方のエージェントが不安定化すると、その変化に敏感に反応して、もう片方のエージェントも不安定化する。

我々のモデルは彼らのモデルにおける「一対一」の関わり合いを「一対多」の関係に拡張したものと考えることができる。各エージェントに影響を与えているのは少数派の手であるが、その手を決めているのは自分も含めた全エージェントであるため、間接的に各エージェントは自分も含めた全員と関係していることになる。すなわち、TaijiとIkegamiのモデルよりも我々のモデルの方が、予測しようとしている対象の特徴を捉えることがより難しい問題となっている。

先述の「静的な仮定」の下での予測は、エージェントの一種の限定合理性の表現である。実際の社会において、自分も含めた全ての人々が行動を変えることの帰結を織り込んだ予測モデルを作ることは不可能である。よって、ここで論じた不安定化要因は、社会構造がある程度内生的に決まる際には、不可避的なものと考えなくてはならない。

### 5.2 ターン内で生じる不安定化の原因

学習によって、ゲームの流れを予測する各エージェントの内部モデルが変化する。したがって、部分から全体を記述しようとしても全員がその記述を確定し得ないことから、マクロレベルは不安定化する。これは学習プロセスにおいて、各エージェントがそれぞれ内部にどのような予測モデルを構築するかということに依存している。端的には、学習プロ



セスにおいて、各エージェントの予測モデルが複雑なものとなることで、学習によって内部構造が変わることのないターン内でも位相がなかなか揃わないために、マクロ構造は不安定化すると考えられる。

では、どのような予測モデルをエージェントが獲得すれば、結果としてマクロ構造が不安定化するのだろうか。ヒントは既に4.2節で示されている。多くのエージェントが外的刺激と反応との間に「一対多の関係」を形成する場合を考えてみよう。これはつまり、同じ刺激に対しても様々な反応を示すエージェントが大半を占める場合である。このような場合には、仮に偶然数ステップ全く同じ少数派の手が続いても、多くの個体がそれぞればらばらな反応を示すと予想される。すなわち、連続的に位相が揃うという可能性は低いと考えられるわけである。もしも各エージェントの予測モデルが単純な有限オートマトンで記述できるとしたら、ゲームのダイナミクスは固定点か周期になるだろう。しかし、内部ダイナミクスによって上述した「一対多の関係」が形成される場合には、各エージェントがそれぞれ非周期的に振る舞う可能性が高くなり、結果として、マクロレベルのダイナミクスも非周期となりうる。

この仕組みは、第2章で論じた内部ダイナミクスの導入によるマクロ構造のダイナミクスの可能性を具体的に示すものである。内部に形成された「一対多の関係」は、行動の多様性に対応する。また、周期や固定点の間を非周期的変化を経て移り変わるという遍歴ダイナミクスは、人間行動がランダムではなくある程度因果的であるという特徴の現れであるとも見ることが出来る。しかし、この点についてはまだはっきりしていない。因果性からの帰結をより明らかにするためには、ランダムな内部ダイナミクスを持つエージェントを導入し、行動のランダム性が、マクロレベルのダイナミクスにどのように影響するのかを調べなくてはならない。

### 5.3 他の不安定化の原因

ここで導入した内部ダイナミクスを持つエージェントモデル、および、マルチエージェント・システムには、他にも不安定性の要因が考えられる。まず一つに、拡張版SRNの持つ非線形性を挙げることができる。拡張版SRNは非線形力学系であり、ニューロンの数が多くなれば高次元の非線形性を持つ。この非線形性が、エージェントの行動の複雑化やマクロ構造のダイナミクスにどのように働くかは、隠れニューロンの数を変えるなどの実験を行い、拡張版

SRNの数理的な構造を明らかにしなくてはならない。

また、MG自体が持つ性質も不安定性の源であると考えられる。MGでは半数という「閾値」をはさんでゲームの結果が異なる。すなわち、双方の手を取るエージェントが半数近くになっているときは、たった数人が手を変えるだけでゲームの結果が変わってしまう。また、拡張版SRNの出力値を-1か1の手に分ける際にも、同様の閾値による不安定性が働いている。拡張版SRNの出力値が0付近にあるとき、ほんの少しの揺らぎで手が変わってしまうのである。

## 6. 結論

我々は、社会構造の創発と変化を考える際に、「内部ダイナミクス」を持つ認知エージェントとして人間を捉えることの重要性を議論した。更に、その重要性を具体的に示すために、内部ダイナミクスを持つ社会的エージェントのモデルとして、拡張版単純再帰型ネットワークを提案した。このエージェントを用いたマイクロマクロ・ループを備えた社会シミュレーションにより、マイクロとマクロの両方のレベルで永続的な変化が生じることを示した。この変化は各エージェントの内部ダイナミクスによってマイクロレベルが不安定化するために生じていることを示唆する多くの結果が得られた。とりわけ、まったく同じ外的刺激を受理し続けても非常に複雑な振る舞いを見せるエージェントが、ダイナミックなマイクロマクロ・ループの中で生まれたということは興味深い。

これらのシミュレーション実験の結果はダイナミックなマイクロマクロ・ループと共に、動的な社会構造を形成、維持するために必要であると思われる内部ダイナミクスの重要性を支持するものである。よって、我々はマイクロとマクロの両方のレベルに永続的な変化が見られるような「動的な社会シミュレーション」を構成する上で、エージェントの内部ダイナミクスは必要不可欠であり、そして、その社会的エージェントのモデルとしては、我々の提案した拡張版SRNが有効であると結論する。特に、内部ダイナミクスの重要性を説き、静的なモデルが採用されることの多い社会シミュレーションに内部ダイナミクスを持つ動的な社会的エージェントを採用した意義は大きいと思われる。

我々のシステムで、社会構造の動的な変化を示すことはできたが、その変化がどのように生じるのか

ということはまだ完全には明らかにされていない。我々の今後の課題は、ミクロレベルのエージェントの内部ダイナミクスがエージェントの行動に対して、更に、エージェントの行動を介してマクロ構造にどのような影響を及ぼしているのかということをもより明らかにすることである。また、ここで得られた結果が、社会科学として、あるいは現実の社会において、どのような含意を持つのかという点については、より深く、且つ具体的に論じなければならない。これらの課題を進めていくことによって、現実社会のダイナミクスをよりよく分析できる社会シミュレーションが可能になるだろう。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり、小樽商科大学の江頭氏、千葉商科大学の井庭氏には貴重な助言をいただいた。同期の並川氏、京都産業大学の舂本氏には有益な議論をしていただいた。これらの方々にお礼申し上げる。また、本研究は文部科学省科学研究費補助金 (No.15700183) の補助を受けている。ここに謝意を表す。

## 参考文献

- [1] 塩沢由典, 複雑さの帰結, NTT出版, 1997.
- [2] 塩沢由典, 複雑系経済学入門, 生産性出版, 1997.
- [3] 江頭進, 橋本敬, “社会科学における人間の認識の位置,” 西部忠(編)「進化経済学のフロンティア」, 日本評論社, 2004(in press).
- [4] Hashimoto, T., Egashira, S., “Formation of social norms in communicating agents with cognitive frameworks,” *Journal of Systems Science and Complexity*, **14**(1), pp54-74, 2001.
- [5] 青木昌彦(著), 瀧澤弘和, 谷口和弘(訳), 「比較制度分析に向けて」, NTT出版, 2001.
- [6] Epstein, J.P., Axtell, R., *Growing artificial societies: social science from the bottom up*, MIT Press, 1996.
- [7] Port, R., van Gelder, T., *Mind as motion: Explorations in the dynamics of cognition*, MIT Press, 1995.
- [8] van Gelder, T., “The dynamical hypothesis in cognitive science,” *Brain and Behavioural Sciences*, **21**, pp615-665, 1998.

- [9] Varela, F.J., Thompson, E., Rosch, E., *The Embodied Mind -Cognitive Science and Human Experience-*, MIT Press, 1991.
- [10] Pollack, J.B., “The induction of dynamical recognizers,” *Machine Learning*, **7**, pp227-252, 1991.
- [11] Taiji, M., Ikegami, T., “Dynamics of internal models in game players,” *Physica D*, **134**, pp253-266, 1999.
- [12] Ikegami, T., Taiji, M., “Imitation and cooperation in coupled dynamical recognizers,” In: Floreano, D., et al (eds), *Advances in artificial life*, Springer-Verlag, pp545-554, 1999.
- [13] Elman, J.L., “Finding structure in time,” *Cognitive Science*, **14**(2), pp179-211, 1990.
- [14] Elman, J.L., “Distributed representations, simple recurrent networks, and grammatical structure,” *Machine Learning*, **7**, pp195-225, 1991.
- [15] Elman, J.L., “Learning and development in neural networks: The importance of starting small,” *Cognition*, **48**, pp71-99, 1993.
- [16] Challet, D., Zhang, Y.C., “Emergence of cooperation and organization in an evolutionary game,” *Physica A*, **246**, pp407-418, 1997.
- [17] 津田一郎, 金子邦彦, 「複雑系のカオス的シナリオ」, 朝倉出版, 1997.