マルチエージェントシステムにおける相互作用の定量的分析法に関する基礎研究

柳沢　紀子†　川村　秀憲†　山本　雅人†　大内　東†

† 北海道大学大学院工学研究科
〒060-8628 札幌市北区北 13 条西 8 丁目
E-mail: †{noriko,kawamura,masahito,ohuchi}@complex.eng.hokudai.ac.jp

あらまし　マルチエージェントシステムの研究ではこれまで，タスク達成率や利得和といった指標によりシステムの分析が行われてきた．このような指標はタスク遂行という意味では重要な一指標といえるが，複雑な系に現れる現象の本質をとらえ，またそれをシステム構成に役立てることを考えた場合，これらの指標では系に特化した分析しか行えず不十分であると考えられる．近年このような観点からシステムのダイナミクスを定量的に分析する方法として熱力学的な手法を用いた巨視的分析などが模索され始めている．そこで本研究では特にシステムの本質をエントロピーと相互情報量という２つの微視的指標を用いてとらえ，それらとシステムの巨視的ダイナミクスとの関連性を分析する方法を検証することを目的とし，その第一段階として簡単なゲーム環境での検証実験を行っている．その結果，マクロな指標とミクロな相互情報量という指標の関係性を観察することができ，相互情報量を用いた相互作用の定量化によるシステム分析方法が有効な指標となることを示す．

キーワード　マルチエージェントシステム，エントロピー，相互情報量，定量的分析，相互作用

Quantification of Interactive Behavior in Multiagent Systems

Noriko YANAGISAWA†, Hidenori KAWAMURA†, Masahito YAMAMOTO†, and Azuma OHUCHI†

† Graduate School of Engineering, Hokkaido University, Japan
Kita 13 Nishi 8, Kita-ku, Sapporo, 060-8628 Japan
E-mail: †{noriko,kawamura,masahito,ohuchi}@complex.eng.hokudai.ac.jp

Abstract　In most presented researches on multi agent systems, the macroscopic system performance is discussed with such specific measures as gain or achievement. These measures are still important, but when we observe the complex system, it is impossible to understand the essentials of its behavior only using these measures. Therefore we propose an analysis method with entropy and mutual information, the essential terms to analyze the complex system related to macroscopic characteristics. Consequently, we verify the validity of quantitative analysis using entropy and mutual information.

Key words　Multi agent system, Entropy, Mutual information, Quantification of interaction

1. はじめに

多数のエージェントからなり，他のエージェントや環境とミクロまたはマクロに相互作用しながらシステム全体として秩序形成などの複雑な創発現象を発現するシステムをマルチエージェントシステム（MAS）という．この秩序形成や秩序維持は非平衡開放系において動的に実現される現象であり，MAS においてもエージェントは相互作用を通して情報をやりとりし，秩序構造を形成・維持していると考えることができる．このような議論は散逸構造論においてエントロピーという概念を用いてなされており，MAS の分野でも近年，エージェントのふるまいやシステム全体のふるまいに関してエントロピーを用いた議論が多く行われている [1]〜[4]．これらの研究ではエントロピーの増減からふるまいの多様さや秩序についての考察が加えられ，システムを定量的に分析する試みがなされている．

ここでシステムの相互作用を分析する場合，従来の MAS 研

究においてはタスク達成率や利得和といった指標により分析が行われてきている．これらの指標はタスク遂行という意味では重要な一分析指標であるといえる．例えば多数のエージェントが全体として１つのタスクを遂行することを目指すようなシステムではこれらの指標を高めることが目標となり，高くなればそれは目標に近づいた証となる．ただ，対象が複雑なシステムであるため，なぜ指標を高くすることができたのか，またより高くするにはどうすればよいのかなど分析を行う場合にこれらの指標はその要求に十分答えられるものではなく，システムの本質をとらえる定量的な分析というものが求められている．

またこのようなアプローチはシステム設計や改良においても不可欠であるといえる．特に MAS は記述の自由度が高く，システムのパフォーマンス向上にとって重要な部分を知ることは困難なため，システム構成にフィードバックするためにもシステムの定量的な分析は重要であると考えられる．

そこで本研究では，システムに特化した指標を用いることなくシステムを定量的に分析する方法を提案し検討を行うことを目的としている．すなわち，MAS の特徴であるミクロまたはマクロな相互作用を定量化し分析に用いることを試みる．さらに，ミクロとマクロをつなぐシステムの新たな分析方法について検証し有効性を探る．

2. 外部観測的状態による分析

多数の構成要素からなり，それらの複雑な相互作用からシステム全体として創発的なふるまいを見せるシステムにおいてエントロピーの減少と情報の獲得の定量的関係性は古くから議論されている [5]．特に自己組織化するシステムにおいては散逸構造論や非平衡開放系といった考え方によりエントロピーの減少が大きな論点として議論されてきた．そしてそれを説明する以下のことが言われている．

- 情報の獲得によりエントロピーは減少し秩序を形成
- 秩序状態を維持するためには常に情報の獲得が必要

このことから情報をやりとりするシステムの本質をとらえるために重要なのはエントロピーと情報であると考えられる．

ここでエントロピーという概念は，熱力学，統計力学，情報理論の３つの文脈で定義されており，特に情報理論的定義によるエントロピーは情報エントロピーまたはシャノンのエントロピーと呼ばれる [6]．この情報理論的定義は他の２つの物理学的な定義を継承したわけではないが，関数の形が類似することから共有される本質がかなりの程度にあると考えられており，熱力学的な視点からの MAS 分析 [1] や非平衡熱力学的な視点からの MAS 分析 [2] などでは情報エントロピーを用いた議論が行われている．従って MAS の本質をとらえる指標として情報エントロピーと，情報の価値を定量化する相互情報量を分析指標として用いることとした．

エージェントに関してエントロピーや相互情報量を求めるには状態として何を観測するかが問題となる．そこでエージェントについて考えてみると，エージェントはセンサを通して環境情報を受け取り，それに基づいて何らかの意思決定を行って行動を提示する個体であるといえる．しかし意思決定を行う内部表現の複雑さと入出力の複雑さは一対一対応ではないという点やエージェント同士にとっても内部表現は可視ではないという点から，観測する状態については積極的に内部表現に踏み込むことはせず，外部観測的な行動出力やセンサ入力を状態としてとらえるのが妥当であると考えられる．本稿では特に行動出力を状態として観測している．これによりセンサ入力さえもどのような情報を獲得しているか分からないようなシステムへの適用を推すことが可能となる．

3. モデルとゲーム

エントロピーと相互情報量を用いた MAS 分析方法の検証を行うために，その第一段階としてまず対象とするシステムは単純なシステムの方が扱いやすいと考え，本稿では，特定の複数エージェントと繰り返しゲームを行う MAS を対象として検証を行う．

3.1 ゲーム環境

エージェントはある決まったエージェントのみと直接対戦を行うこととする．その対戦状況はネットワーク表現を用い，ノードがエージェント，エッジが直接対戦を行うことを示す．具体的には，各エージェントについてそのエージェントがもつエッジ数（対戦相手の数）を n とすると，自分を加えた $n+1$ 人ゲームを繰り返し行うということになる．

ゲームは囚人のジレンマゲーム（以下 PD），チキンゲーム（以下 CH），マジョリティゲーム（以下 MA）の３つを扱うこととした．PD は裏切りあいが頻繁に起きるような過程を実現し非定常状態となるシステムの例としてとりあげ，CH は不利な役割をいずれかのエージェントが担って定常状態となるシステムの例となっている．また MA はシステムが同期する現象を観察する例としてとりあげている．

それぞれのゲームの利得行列は表１のとおりである．これは n 人と対戦を行うエージェントの利得行列であり，表中の#D の行は対戦相手のうち D を選択した人数を表し，C,D の各行はそのエージェントが C または D を選択したときの利得を表す．また，T,R,P,S はそれぞれ $T=\frac{3}{n}, R=\frac{1}{n}, P=\frac{-1}{n}, S=\frac{-3}{n}$ である．つまり PD の利得行列は各エージェントについて，C を選択したときの利得の最大値を 1，最小値を-3，D を選択したときの利得の最大値を 3，最小値を-1 に設定し，#D の増加と共に線形に減少する関数としている．これにより多人数と対戦を行っているエージェントほど利得行列の関数はなだらかになり協調行動をとりづらい傾向が現れる．また CH では対戦が少ない方が不利な役割を分担する傾向が強くなる．

3.2 エージェント

エージェントの行動は C,D の２種類であり，またエージェントは環境の変化に適応できるように学習機能を備えていて，繰り返しゲームの過程で行動を自己組織化していくようにふるまう．本研究では環境の変化に適応するのに Q 学習で十分であると考え，以下のような学習モデルにより学習機能を実現した．

行動選択と報酬獲得をまとめて１サイクルと称しサイクルごとに学習を行うとすると，t サイクル時での自分を含めた $n+1$ 人ゲームの対戦状態として D を選択した人数を

表 1　利得行列（対戦相手 n 人）

#D	0	1	$\cdots$	n
C	nR	$(n-1)R+S$	$\cdots$	nS
D	nT	$(n-1)T+P$	$\cdots$	nP

(a) 囚人のジレンマゲーム

#D	0	1	$\cdots$	n
C	0	0	$\cdots$	0
D	2	2	$\cdots$	-2

(b) チキンゲーム

#D	0	1	$\cdots$	n
C	nT	$(n-2)T$	$\cdots$	$-nT$
D	$-nT$	$(2-n)T$	$\cdots$	nT

(c) マジョリティゲーム

$s_t \in \{0,1,\cdots,n+1\}$ とし，その状態において行動 $a_t \in \{C,D\}$ をとって状態 s_{t+1} に遷移して報酬 r_{t+1} が得られたとする．このとき行動価値関数である Q 値 $Q(s_t,a_t)$ の更新式は

$$Q(s_t,a_t) \leftarrow Q(s_t,a_t) + \alpha[r_{t+1} + \gamma \max_{a \in A} Q(s_{t+1},a) - Q(s_t,a_t)] \quad (1)$$

となる．ただし α は学習率，γ は割引率と呼ばれるパラメータで，本研究における実験では全て $\alpha=0.1, \gamma=0.9$ としている．また特に，確率的な行動を発現する可能性を持たせるために，行動選択においてはボルツマン分布に基づいた方策を採用している．この方策では，状態 s で行動 a を選択する確率を次式で表す．

$$\pi(s,a) = \frac{\exp(Q(s,a)/T)}{\sum_{b \in A}\exp(Q(s,b)/T)} \quad (2)$$

ただし T は温度パラメータと呼ばれる正の定数であり，本研究における実験では全て $T=1.0$ としている．

3.3　エントロピーと相互情報量

エントロピーと相互情報量の具体的な計算概略は以下のとおりである．まずあるエージェント X が行動 $x \in \{C,D\}$ をとったことを状態として観察する．そしてその状態をとる確率を $p(x)$ とすると，エントロピー $H(X)$ は

$$H(X) = -\sum_x p(x)\log p(x). \quad (3)$$

である．特に $H(X)$ をその最大値 $\log 2$ で割ったものは相対エントロピーと呼ばれ，この比率を用いることにより状態数やシステムサイズによらない定量的な議論を行うことが可能となる．また，あるエージェント Y が状態 $y \in \{C,D\}$ をとりその確率が $p(y)$，エージェント X と Y が同時に状態 (x,y) をとる確率が $p(x,y)$ であるとすると，相互情報量 $I(X{:}Y)$ は

$$I(X{:}Y) = \sum_x \sum_y p(x,y)\log\frac{p(x,y)}{p(x)p(y)} \quad (4)$$

と表される．

エントロピー $H(X)$ はエージェント X の不確実性を表す量であり，この値が大きいときにはエージェントはランダムな状態をとっていて，逆に小さい場合には秩序立った状態をとっているという．また相互情報量は，エージェントにとってその情報が必要なものなのか，無くても良いものなのか，あっては困るものなのかといった情報の価値を定量化する値であり，これもまた相互作用を定量化する指標として有効であると考えられる．

4.　実　　験

実際にシミュレーション実験により MAS 分析方法を検証する．ただしエントロピーと相互情報量を求めるためには観測を行い状態確率を算出する必要があるため，先に述べたように外部観測的状態としてエージェントの行動を観測し，学習 1 サイクルごとに 10000 回繰り返しゲームを行って状態確率を算出した．

4.1　実　験　1

まずエントロピーを用いた分析を行うことにより行動の自己組織化がなされているかどうかを観察できることを確かめるため，エージェント 3 人からなるシステムについて，学習しないエージェント（ランダムエージェント）を含むシステムと含まないシステムについて実験を行った．

- 設定

対戦の有無は図 1 に示したとおりで，エージェント 0 はエージェント 1 のみと，エージェント 1 はエージェント 0，2 と，エージェント 2 はエージェント 1 のみと直接対戦を行っている．そして実験 1a はランダムエージェントを含まないシステム，実験 1b はエージェント 0 がランダムエージェントであるシステムでの実験である．

- 結果と考察

それぞれ実験 1a，1b に関して PD についての平均利得と相対エントロピーのグラフを図 2，3 に示す．ただし平均利得と相対エントロピーは学習 100 サイクルごとに平均をとった値をプロットしている．実験 1a では平均利得が定常状態に落ち着くことなく振動を繰り返していることから行動の自己組織化を繰り返し，裏切り合いが起こっていると考えられ，確かにエントロピーのグラフから情報を獲得してエントロピーを減少するという行動の自己組織化が起こっていると確認できる．一方，実験 1b での平均利得は実験 1a と同様定常状態に落ち着くことなく振動を繰り返し，一見全てのエージェントが学習を行っているととらえられるが，エージェント 0 のエントロピーは常に最大値となっていることからエージェント 0 は学習を行っていないと判断できる．補足として CH と MA でのエントロピーはそれぞれ学習 500，100 サイクル付近で定常状態になっていることが観察された．

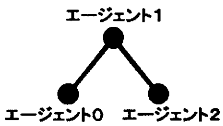
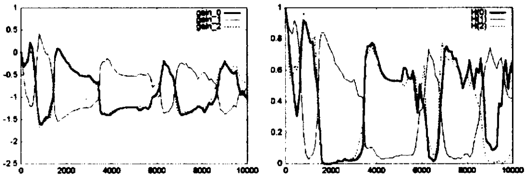
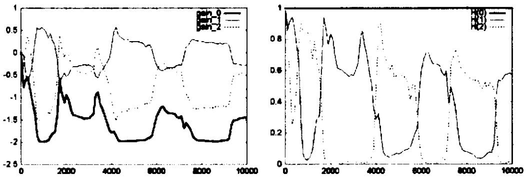


図 1　実験 1 の対戦状況



(a) 平均利得　　(b) 相対エントロピー

図２　実験 1a　囚人のジレンマゲーム（横軸：学習サイクル）



(a) 平均利得　　(b) 相対エントロピー

図３　実験 1b　囚人のジレンマゲーム（横軸：学習サイクル）

次にエージェント０と１，０と２，１と２についての相互情報量を $I(0:1), I(0:2), I(1:2)$ と表現し，学習サイクル 10000 回で平均をとったものを $\langle I(0:1)\rangle, \langle I(0:2)\rangle, \langle I(1:2)\rangle$ と表記する．ただし CH，MA については定常状態になった後に平均をとった．この平均相互情報量の実験 10 試行の平均と分散を表 2 に示す．この表から分析を行ったところいくつかの特徴が見えた．まず実験 1a の PD ように全エージェントが行動を自己組織化し秩序だった行動を非定常で提示しているシステムにおいて直接対戦を行っているエージェント同士の相互情報量が大きくなっていること，一方実験 1b では対戦の有無に関わらずランダムエージェント０に関する相互情報量が小さくなっていることが観察された．つまり非定常状態にあるシステムでは対戦の有無や無駄な情報の有無が観察できると考えられる．次に CH では，対戦の有無に関わらず $\langle I(0:1)\rangle, \langle I(1:2)\rangle$ が小さな値をとっている．ここでエージェント１のエントロピー $H(1)$ がほぼ０となっていたことからエージェントは１つの行動のみをとるように自己組織化し，その結果エージェント０と２にとってエージェント１の行動には意味が無くなり，その定常的なエージェント１を通して相関をもった行動をしていると考えられる．実際 CH では対戦相手の数が多い方が有利な役割を担いやすいため，エージェント１は定常的に有利な立場をとっていて，エージェント０と２は不利な役割を時々で分担している．MA の実験 1a では分散が大きいが，これはエントロピーが 1，相互情報量も 1 となるような同期しながら C,D をコンスタントに出すという試行が見られたためであり，それ以外の試行では，PD の実験 1a と同様直接対戦を行っているエージェント同士の相互情報量が大きくなっていることが観察された．実験 1b は $\langle I(1:2)\rangle$ が顕著に大きくなっている．このことからエージェント１と２が相関の高い行動を提示し合っていると分かる．

表２　平均相互情報量 上段：平均，下段：分散（実験 10 試行）

	$\langle I(0:1)\rangle$	$\langle I(0:2)\rangle$	$\langle I(1:2)\rangle$
実験 1a	1.8×10^{-4}	0.7×10^{-4}	1.8×10^{-4}
PD	(3.9×10^{-9})	(0.1×10^{-9})	(4.8×10^{-9})
実験 1b	0.7×10^{-4}	0.7×10^{-4}	3.2×10^{-4}
PD	(0.9×10^{-12})	(2.5×10^{-12})	(2.0×10^{-8})
実験 1a	0.4×10^{-4}	0.7×10^{-4}	0.4×10^{-4}
CH	(1.2×10^{-8})	(1.7×10^{-12})	(0.8×10^{-8})
実験 1b	0.1×10^{-4}	0.7×10^{-4}	0.1×10^{-4}
CH	(3.2×10^{-11})	(0.1×10^{-11})	(4.8×10^{-11})
実験 1a	0.20	0.20	0.20
MA	(0.18)	(0.18)	(0.18)
実験 1b	0.7×10^{-4}	0.7×10^{-4}	0.19
MA	(2.5×10^{-12})	(2.1×10^{-10})	(0.049)

以上のように比較的少人数のシステムであれば全てのエントロピーと相互情報量という指標を用いることにより，各エージェントが行動を自己組織化しているかどうか，またどのエージェント同士の関係性が大きいのかといったことを見ることができる．

4.2 実　験　2

実験１から，相互情報量によりエージェント間の関係性の大きさを知ることができると分かった．そこで実験２としてより大きなシステムについて相互情報量の見方を検証する．

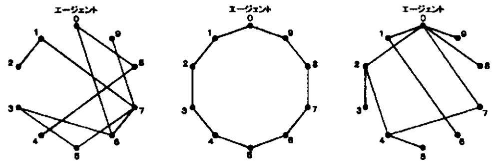
● 実験２－１　設定

実験２－１ではエージェント 10 人からなるシステムで PD を行う．ここでシステム内の全対戦数は 10 とした．ただし対戦の組み合わせ方は様々に考えられるため，本稿ではランダム対戦，規則正しいレギュラー対戦，ハブとなるエージェントが存在するスケールフリー対戦の３種類の対戦方法で実験を行った．ランダム対戦ではあるエージェントと直接対戦を行っているエージェント同士も直接対戦を行っているという確率（クラスター係数）が小さく，ある局所的な相互作用の影響が全体に伝播しにくい対戦状態を実現しているといえる．逆にレギュラー対戦はクラスター係数が大きいため，局所的な相互作用が全体に影響を及ぼして平均化されるような対戦状態を示すと考えられる．そしてスケールフリー [7] 対戦ではハブと呼ばれる支配的なエージェントの存在により，そのハブエージェントの全体として平均化される行動と他のエージェントとの相互作用を観察できる対戦状態として採用した．対戦状況は図４のとおりである．

● 実験２－１　結果と考察

この実験では全てのエージェントは学習を行っているため，相互情報量のみに注目する．ただし実験１で見たようにすべてのエージェントの組み合わせによる相互情報量を一度に考察することは困難であるため，最短距離ごとに平均をとったところ図５のような結果となった．

３つの対戦全てに共通する特徴として最近接のエージェント，つまり直接対戦を行っているエージェント同士の相互情報量が大きいことが分かる．加えてランダム対戦の場合には距離が大きくなるにつれて相互情報量は小さくなっていくが，レギュ



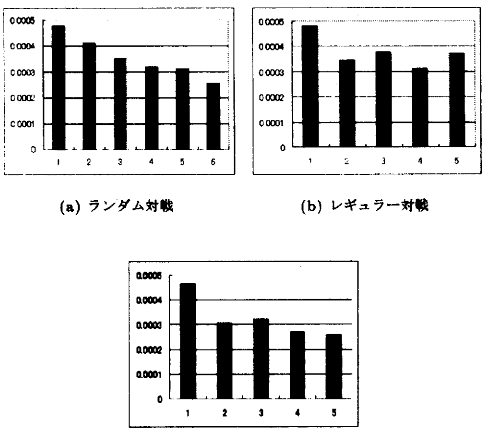
(a) ランダム対戦　(b) レギュラー対戦　(c) スケールフリー対戦

図４　実験２－１　対戦状況

ラー対戦の場合その他のエージェントとの相互情報量は小さい値で平坦化していて，スケールフリー対戦の場合には小さい値でありかつ距離が大きくなるにつれて相互情報量は小さくなっていく傾向が観察された．

この結果からまず，大きなシステムでは実験１で見たような対戦状況を個別に明確に可視化することはできないが，マクロな最短距離とミクロな相互情報量の関係性を観察することはでき，これにより１つのシステムの分析方法としてミクロとマクロのつながりをとらえる見方が可能であると分かった．加えて，あるエージェントに注目してそのエージェントと他のエージェントの相互情報量を見るという見方でも，そのエージェントからの最短距離と相互情報量にはマクロに見た場合と同じ傾向がほぼ観察できていた．

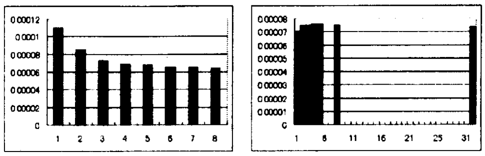
また，対戦状況のクラスター係数が大きい場合には局所的な相互作用の影響は全体に平均化し，小さい場合には影響は全体に伝わりにくく，支配的なハブエージェントが存在する場合にはそのエージェントの行動の意味が支配的になるというように，相互情報量平均と最短距離いう指標により対戦状況の特徴が反映できることが分かったが，これは本稿で扱っているPDの場合での結果であり，この最短距離という指標だけではなく他に



(a) ランダム対戦　(b) レギュラー対戦

(c) スケールフリー対戦

図５　実験２－１　相互情報量平均（横軸：最短距離）



(a) 横軸：最短距離　(b) 横軸：対戦相手の数

図６　実験２－２　相互情報量平均

も平均パス長や対戦相手の数といったマクロな指標による見方により対戦状況の特徴が反映できる場合もあると予想される．このことから今後の課題として様々な見方を検討する必要があると考えられる．

- 実験２－２　設定

実験２－１により最短距離という見方の可能性が示された．そこで実験２－２として，さらに大きなエージェント100人というシステムについての相互情報量の見方を検証する．ゲームはPDで，全対戦数は100とした．対戦の組み合わせ方は実験２－１と同じく様々に考えられるが，ランダム対戦，レギュラー対戦ではシステムが大きくなっても基本的な傾向は変わらないと予想されるため，実験２－２ではスケールフリー対戦のみを扱う．

- 実験２－２　結果と考察

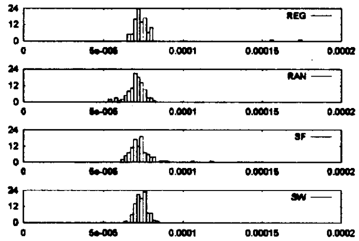
実験２－１と同じく最短距離で平均をとった結果が図6(a)である．この結果からより大きなシステムでも最近接の直接対戦を行っているエージェント同士の相互情報量は大きく，その他のエージェントに関しては小さな値でありかつ距離が大きくなるにつれて相互情報量は小さくなっていくという傾向が実験２と同様に観察された．

次にこれとは異なる見方として対戦相手の数による相互情報量平均をとった結果を図6(b)に示す．このグラフからは対戦相手の数が少ないエージェントは相互情報量が小さくなっていることが観察される．これは対戦相手の数が多いエージェントに関する情報というものがシステムを構成する大部分のエージェントにとって意味のある情報となっているからであると考えられる．ただし，ハブであるエージェントは対戦相手の数が多い一方で対戦相手の数の少ないエージェントや対戦相手の数の多いエージェントなど様々なエージェントと対戦を行っていることから意味のある情報と意味のない情報の両方を獲得しているため平均すると大きな値にはならないのだと考えられる．

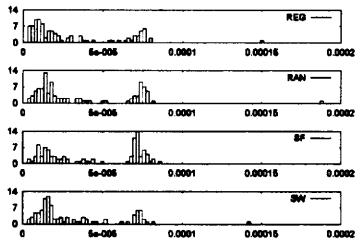
4.3　実　験　3

次に相互情報量に関して全ての組み合わせを観察することが計算上不可能な更なる大規模システムにこの分析を適用する方法を提案する．加えて結合が固定である実験１や２のように最短距離による分析も不可能な場合には新たな方法が必要である．

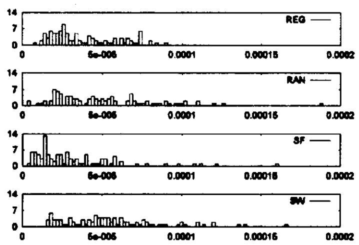
これまでの実験から，相互情報量を用いると直接的な相互作用の有無やエージェントにとっての情報の価値を測定できることを見てきた．また実験２から大規模なシステムにおいて相互情報量のばらつきがシステムのマクロな相互作用と関係づけら



(a) 囚人のジレンマゲーム



(b) チキンゲーム



(c) マジョリティゲーム

図7　実験3　ヒストグラム（横軸：相互情報量平均）

れることも分かった．そこで，新たに部分的な相互情報量を用いた分析の方法として相互情報量の度数分布を観察する方法を提案し検証を行う．

- 設定

ここでは一部の相互情報量のみを観察することで全体のシステムの分析を行うため，その例として実験2－2と同じ設定であるがランダムに100組のみを観察する場合を考える．ただしゲームはPD，CH，MAの3種類，対戦はランダム，レギュラー，スケールフリー，スモールワールドの4種類である．

- 結果と考察

ランダムに100組の相互情報量を観察し，学習10000サイクルで平均をとった平均相互情報量のヒストグラムを図7に示す．PDではエージェントは非定常状態をとることが先の実験により分かっている．そしてヒストグラムから，エージェントは全てほぼ同程度の相互情報量をもつような関係にあると考えられる．実際，PDでは役割分担などは起こらずエージェントは全て同じような行動提示を行っている．一方CHでは，不利な役割を担うエージェントと有利な役割を占有しつづけるエージェントの2種類が出現することが分かっている．そこでヒストグラムを見ると，相互情報量が小さい部分と大きな部分で2つのピークを持っていることが見てとれる．これは相関の高いエージェントと，1つの行動しかとらずその情報が他のエージェントにとって意味の無いものとなっているエージェントの2種類がいると考えられる．実際，特にレギュラー対戦では全エージェントが規則正しく対戦するため後者のエージェントが多く，逆にスケールフリー対戦では後者はハブエージェントなので少ない数になる．ヒストグラムでもその特徴がよく観察できる．そしてMAでは，スケールフリー対戦のように支配的なエージェントがいる場合その行動により全体が同期して行動提示を行うと考えられるため，1つの行動しかとらず相互情報量は小さくなると考えられ，実際にヒストグラムでもその特徴が見てとれる．

以上のことから，全ての状態を観察することが不可能なシステムに対しても部分的な相互情報量を指標とすることでその分析が行えることが示された．

5. まとめ

MASを分析し設計に役立てるための定量的な分析方法に関してエントロピーと相互情報量という指標を導入し，そのミクロな指標をシステムに関するマクロな指標との関連性から分析する方法を示した．本稿ではその第一段階として簡単なゲーム環境を対象とし，対戦を固定した状況でのシステムのマクロな指標である最短距離から相互情報量の分析方法を検証した．

また，全体を観察することが不可能な大規模なシステムに対してもこの2つの指標を用いて分析することを考え，度数分布によりシステムの特徴を抽出する方法を提案し，検証を行った．これにより部分的な相互情報量からでもシステム分析を行うことができ，相互情報量を用いた相互作用の定量化によるシステム分析方法は有効な道具となることを示した．

文　献

[1] H.Van Dyke Parunak, Sven Brueckner, "Entropy and Self-Organization in Multi-Agent Systems", Proceedings of the Fifth International Conference on Autonomous Agents, pp.124-130, 2001

[2] Stephen Guerin, Daniel Kunkle, "Emergence of Constraint in Self-Organizing Systems", Journal of Nonlinear Dynamics in Psychology and Life Sciences, accepted for 2004 (in press)

[3] Mikhail Prokopenko, Peter Wang, "Evaluating Team Performance at the Edge of Chaos", In Proceedings of the 7th RoboCup-2003 Symposium, 2003

[4] Tucker Balch, "Hierarchic Social Entropy: An Information Theoretic Measure of Robot Team Diversity", Autonomous Robots, Vol. 8, No. 3, 2000

[5] Christoph Adami, "Introduction to Artificial Life", Springer-Verlag, New York, 1998

[6] Claude E. Shannon, Warren Weaver, "The Mathematical Theory of Communication", University of Illinois Press, 1949

[7] Réka Albert, Albert-László Barabási, "Statistical Mechanics of Complex Networks", Reviews of Modern Physics, Vol. 74, pp.47-97, 2002