

不完全及び遅延のある情報下でのマルチエージェント系の動的な大域特性

原田 耕治[†] 加藤 貴司[†] 木下 哲男[†] 白鳥 則郎[†]

[†] 東北大学電気通信研究所
〒 980-8577 仙台市青葉区片平 2-1-1

E-mail: †{harada,kato,kino,norio}@shiratori.riec.tohoku.ac.jp

あらまし 遅延情報に基づいてエージェントが行動する場合、遅延がエージェント集団に及ぼす大域的効果を力学的な視点から解析する。一般に遅延は、エージェント集団の振舞いを複雑化し、システムのパフォーマンスを低下させるものとして忌み嫌われるものである。本研究では、エージェントに情報に対する「感受性」を与え、さらに「感受性」の程度を「進化」させることにより、情報遅延がシステムのパフォーマンスを向上させるという興味深い例を示す。このことにより遅延の肯定的な意義を理解する。

キーワード マルチエージェント、情報遅延、感受性、多様性、突然変異ダイナミクス、カオスの縁

Dynamical Global Behavior of a Multiagent System with Imperfect and Delayed Information

Koji HARADA[†], Takashi KATOH[†], Tetsuo KINOSHITA[†], and Norio SHIRATORI[†]

[†] Research Institute of Electrical Communication, Tohoku University,
2-1-1, Katahira, Aoba-ku, Sendai-shi, 980-8577 Japan

E-mail: †{harada,kato,kino,norio}@shiratori.riec.tohoku.ac.jp

Abstract In this research, when agents act on delayed information, its global effects to agents are analyzed from dynamical system's point of view. It is generally thought that the delayed information complicates agent's behavior, and lowers performance of the whole system. To improve that, in our model, "sensitiveness" to information is introduced for agents, and the degree of sensitiveness of an agent is evolved by a mutation-dynamics. In such a multi-agent system with the evolvability, it has been shown that the delayed information improves the system's performance. From the result, a positive aspect of delayed information has been understood.

Key words multi-agent, delayed information, sensitivity, diversity, mutation-dynamics, edge of chaos

1. はじめに

本研究では、自律分散型マルチエージェント系において、あるエージェントの選択した戦略の善し悪しが、他のエージェントの選択した戦略に依存して決まるゲーム的狀況を考える。このような状況下では、各エージェントが自分の利益を追求し選択した戦略が、系全体としてはまったく不適当な戦略となる場合がある。

ホグとヒューバーマンは、上に述べたゲームの状況下で各エージェントが受け取る情報に遅延がある場合のダイナミクスについて調べた [1]~[3]。そこで彼らは遅延時間が増加するにつれて、エージェントの個体数の時間変化が固定点から周期へ、周期からカオスへと複雑化していくことを明らかにした。またこの振動パターンの複雑化は、系のパフォーマンスを低下させるものであった。

我々は、ホグとヒューバーマンによるエージェントモデルをベースにして、エージェントに情報に対する「敏感さ」の指標を新たに導入する。ここで敏感なエージェントとは、自分の獲得した情報に即座に反応し、戦略を変化させるエージェントを意味し、一方、敏感でないエージェントは、情報にあまり振り回されないエージェントを意味する。エージェントに敏感さを導入した1つの理由は、株式市場での投資家を想定したためである。敏感な投資家は、株価の変動に即座に反応して投資戦略を変える一方、敏感でない投資家は、株価のちょっとした変動を気にせず、大きな変化に注目し投資戦略を変更する。

実験では、多様な敏感さを持つエージェントを用意し、さらにエージェントの獲得する利益に応じて、各エージェントに選択圧をかけることで、敏感さに対するエージェントの個体数分布を進化させた。この実験の結果、情報の遅延が、マルチエージェント系に及ぼす新たな効果を発見した。一般にマルチエージェント系では、情報の遅延が系のパフォーマンスを下げると考えられているため、遅延をいかに抑えるかが課題となっている。一方、本稿で紹介する結果は、遅延が増すごとに、系のパフォーマンスが改善されるというものである。

ここで示す結果は、我々に情報遅延の新たな意義を考えさせるものであり興味深いものである。

2. モデル

我々は、ホグとヒューバーマンによるエージェントモデルをベースに、資源情報に対するエージェン

トの敏感さが動的に進化するマルチエージェントモデルを提案する。まずホグらのモデルを紹介した後、我々のモデルを提案する。

2.1 Hogg-Hubermann モデル

ホグらは、多数のエージェントが過去の資源情報に基づき、二つの資源のうちより多くの利益を期待できる資源を繰り返し選択する過程を、エージェントの個体数変化に注目して調べた。彼らのモデルは、連続時間に関して定義されたものであるが、本研究では井上らの離散時間モデルを用いる [4]。

具体的には、時刻 n に資源 $i (i = 0, 1)$ を好むエージェント (その個体数 g_i^n とする) のうち割合 α のエージェントが資源に対する好みを変えて、より多くの利益をもたらすと思われる資源を再選択する。パラメータ α は再選択率である。再選択したエージェントは、資源選択確率 q_i^n で資源 i を再び選択し、 $1 - q_i^n$ でもう一つの資源 j を選択する。よって時刻 $n + 1$ での資源 i を利用しているエージェントの個体数は、次式で与えられる。

$$g_i^{n+1} = (1 - \alpha)g_i^n + \alpha q_i^n g_i^n + \alpha (1 - q_i^n) g_j^n, \quad (1)$$

2.2 資源特性関数 G とゲーム的様相

ホグらは、資源 $i (i = 0, 1)$ がエージェントに提供する利益 G_i を、その資源を選択したエージェントの数 x に依存するとした。各資源の特性関数は次のように定義される。

$$G_0(x) = 4 + 7x - 5.333x^2 (0 \leq x \leq 1), \quad (2)$$

$$G_1(x) = 7 - 3x (0 \leq x \leq 1), \quad (3)$$

図1より、資源0の特性関数はベル型をしているため、多くのエージェントが自己の利益を追求した結果、資源0を選択すると各エージェントが受け取る利益は減少する。一方、資源1では、その資源を選択したエージェントの数が少ない程、エージェントの得る利益も大きい。つまりエージェントは、多数のエージェントによって選択される資源とは異なる資源を選択する戦略をとることでより多くの利益を得ることができる。このゲーム的様相が引き起こされる原因は関数形 (2), (3) の特殊性によるものである。

資源0の例としては web サーバーがあり、資源1の例としては CPU などの計算資源があげられる。

2.3 資源選択確率における遅延

エージェントは遅延のため、 τ 過去の資源情報しか知ることができない。そのため、エージェントは τ 過去により多くの利益を獲得した方の資源を記憶

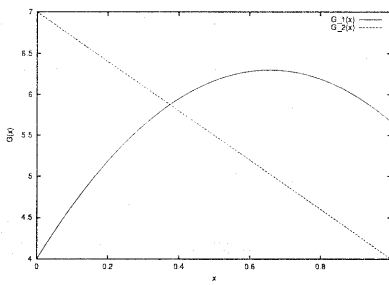


図1 資源特性関数 G

し、その資源を高い確率で選択する。このことから資源選択確率 q_i は、 τ 過去に各資源から得た利益 G_i の差 $G_i(g_i^{n-\tau}) - G_j(g_j^{n-\tau})$ の関数となり、利益差が正で大きいとき 1、0 のとき 1/2、負で大きいとき 0 となるような関数で定義される。つまり

$$q_i^n = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{G_i(g_i^{n-\tau}) - G_j(g_j^{n-\tau})}{\sigma} \right) \right], \quad (4)$$

ここで $\operatorname{erf}(x)$ は誤差関数である (図 2)。また、 σ はエージェントの資源情報に対する「敏感さ」を表すパラメータである。

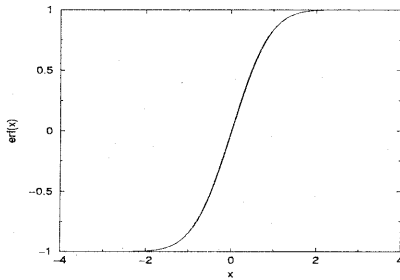


図2 誤差関数

2.4 資源情報に対する多様な「敏感さ」の導入

我々は、敏感さパラメータ σ を 2 の中で表すことで、エージェントに情報に対する敏感さの程度を表す指標 s を導入する。よって σ は次のように定義される。

$$\sigma_s = 2^{-s} \quad (-S \leq s \leq S), \quad (5)$$

計算機実験では、敏感さの最大値 S を 5 とし、11 段階の異なる敏感さを持ったエージェントを用意した。

また、資源選択確率 q_i は次のように再定義される。

$$q_{i,s}^n = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{G_i(p_i^{n-\tau}) - G_j(p_j^{n-\tau})}{\sigma_s} \right) \right], \quad (6)$$

ここで p_i^n は、時刻 n に資源 i を選択したエージェン

トの数である。

敏感さの指標をエージェントに導入したことにより、結果としてエージェントは「好みの資源タイプ」と「敏感さ」の二つの指標で特徴づけられる。

情報に対して敏感な (s が大きい値を持つ) エージェントは、資源選択確率の定義 (6) から、二つの資源でわずがでも利得が高い資源をほぼ 100 パーセント選択する戦略をとる。一方、情報に対して敏感でない (s が小さい値を持つ) エージェントは、自分の獲得した情報を過剰に信頼せず、各資源から得られる利得に極端な差がなければ、各資源をほぼ等確率で選択する戦略をとる。比喩的には情報に振り回されるエージェントは「初心者のエージェント」と考えられ、情報にあまり振り回されないエージェントは「熟練者のエージェント」と考えられる。

2.5 自然選択による敏感さの進化

最後に、敏感さを採り入れたエージェントの進化ダイナミクスについて述べる。

ホグらのモデルと同様に、資源 i を好み、敏感さ s を持つエージェント集団 (i,s) (その個体数を $g_{i,s}^n$) のうち割合 $\alpha (= 0.8)$ のエージェントは、資源選択確率 $q_{i,s}^n$ に従い資源の再選択を行う。その結果、資源 i を実際に利用するエージェントの個体数 p_i^{n+1} は、次式で計算される。

$$p_i^{n+1} = \sum_s [(1-\alpha)g_{i,s}^n + \alpha q_{i,s}^n g_{i,s}^n + (1-q_{i,s}^n)g_{i,s}^n], \quad (7)$$

また資源の再選択を行った結果、エージェント集団 (i,s) の獲得する利益 $r_{i,s}^{n+1}$ は、各資源を選択したエージェントの個体数と各資源から得られる利益の積に比例する。つまり、

$$r_{i,s}^{n+1} = [((1-\alpha)g_{i,s}^n + \alpha q_{i,s}^n g_{i,s}^n)G_i(p_i^{n+1}) + \alpha(1-q_{i,s}^n)g_{i,s}^n G_j(p_j^{n+1})] / Z^{n+1}, \quad (8)$$

Z^{n+1} は規格化因子であり、その値は $\sum_{i,s} r_{i,s}^{n+1} = 1$ となるように決定する。全利益を 1 に規格化することで、全エージェント数を 1 に規格化している。

生物における自然選択の原理によれば、ある種における次の世代の個体数は、その種の適応度に比例して決定される。本研究では、自然選択の原理を導入し、次の世代でのエージェントの個体数を、そのエージェントが得た利益に比例した形で決めることにする。このルールにより、エージェント集団は利益に基づいた学習を行う。

エージェントの敏感さを進化させない場合、次の世代でのエージェントの個体数 $g_{i,s}^{n+1}$ は、単に利益

$r_{i,s}^{n+1}$ となる。つまり

$$g_{i,s}^{n+1} = r_{i,s}^{n+1}, \quad (9)$$

一方、エージェントの敏感さを進化させる場合、以下の突然変異ダイナミクスによりエージェントの獲得した利益を突然変異率 μ だけ変化させる。よって次の世代でのエージェントの個体数は、以下のダイナミクスで決定される。

$$g_{i,s}^{n+1} = (1-\mu)r_{i,s}^{n+1} + \frac{1}{2}\mu \sum_{s'=s\pm 1} r_{i,s'}^{n+1}, \quad (10)$$

3. 計算機実験

本研究では、資源情報の遅延時間 τ がエージェント集団に及ぼす影響について、次の統計量を計算することで明らかにしていく。以下、各統計量について簡単な説明を加える。

● パフォーマンス F

エージェント集団全体としてのパフォーマンスは、各資源を全エージェントがどの程度有効利用できているかで測れるものである。資源の有効利用度は、資源からエージェントが獲得する利益に比例するので、ある時刻 n でのパフォーマンス F^n は、エージェントが得る利益 $G_0(p_0^n) + G_1(p_1^n)$ となる。ここでは F^n の長時間平均として F を定義する。

● 最大リヤブノフ数 λ

最大リヤブノフ数 λ は、力学系における解軌道の不安定性を表す量である。

今、力学系 $x_{n+1} = F(x_n)$ での解軌道 (x^n) からの初期のずれを δx_0 とすると、 δt 秒後の解軌道からのずれ δx_1 は $\delta x_1 = \exp(\lambda \delta t) \delta x_0$ となる。ここで λ を最大リヤブノフ数とよぶ。 $\lambda > 0$ の時、解軌道からのずれは指数関数的に拡大されるので解軌道は不安定である。この解軌道の性質は、カオスと呼ばれる。逆に $\lambda < 0$ の時、解軌道からのずれは指数関数的に縮小されるので解軌道は安定である。また $\lambda = 0$ の時の解軌道は、安定と不安定の境界にあることになる。この力学的性質は「カオスの縁」と呼ばれ、1/f 特性など柔軟かつ多様な振舞を生み出す点で興味深い力学領域である。

● エントロピー E_i

ある資源を好むエージェント集団の敏感さに関する多様度を測るものである。つまりエントロピー E が高いエージェント集団は、多様な敏感さを持ったエージェントから組織されていることを意味する。

資源 i を好み、敏感さ s を持つエージェント集団の時刻 n での個体数を $g_{i,s}^n$ とすると、その存在確率

$p_{i,s}^n$ は $\frac{g_{i,s}^n}{\sum_s g_{i,s}^n}$ となる。よって、資源 i を好むエージェント集団のエントロピーは $E_i^n = \sum_s p_{i,s}^n \log p_{i,s}^n$ となる。エントロピー E_i は、 E_i^n の長時間平均として定義する。

● 敏感性 Se_i

ある資源 i を好むエージェント集団の敏感性を測るものである。これは敏感さ s に関する平均値 $\frac{\sum_s s g_{i,s}^n}{\sum_s g_{i,s}^n}$ で定義される。

4. 進化を考慮しない場合

ここでは、突然変異率 μ を 0 にした時のシミュレーション結果について述べる。エージェント集団は資源情報の遅延時間 τ が増加するにつれて、おもに 2 通りの適応パターンを示すことがわかった。

4.1 段階的適応

図 3 は、遅延時間 τ に対する系のパフォーマンス F を調べたものである。特徴的なのは、遅延時間 τ が 4 増加するごとに新たなアトラクター (直観的には、十分時間がたった後、力学的変化が落ち着く先の軌道のこと) が出現する点である。

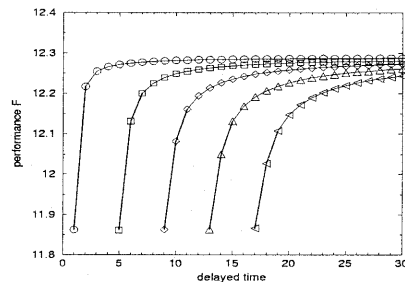


図 3 遅延時間に対するパフォーマンス F

ここで最も興味深いのは、どのアトラクターも遅延時間の増加に伴って段階的にパフォーマンスが改善される点である。一般に最新の資源情報を得ることは、エージェント系のパフォーマンス向上につながると思いがちだが、我々の結果はその逆を表している。このような結果が得られた一つの理由として、最新の資源情報はエージェントの資源選択に同期性をもたらすため、一つの資源にすべてのエージェントが集中し、資源の有効利用度を下げってしまうためであると考えられる。

次に、このパフォーマンス改善過程を力学的視点から調べるため図 4 に最大リヤブノフ指数 λ を計算した。

アトラクターの出現時には、どのアトラクターも

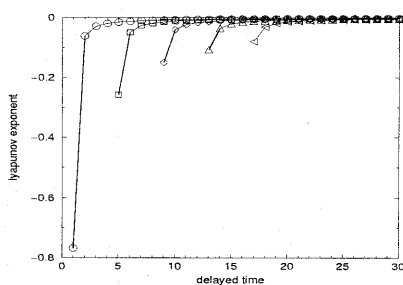


図4 遅延時間に対する最大リャプノフ指数

λ は負であるため安定である。遅延時間の増加に伴い、各アトラクターの λ はどれも0に収束し、同時に系のパフォーマンスも改善される。つまりこの系は、「カオスの縁」と呼ばれる特殊な力学的性質を利用することでハイパフォーマンスを実現している。この結果は、カオスの縁で適応を実現している例として大変興味深いものである。

最後にエージェントの組織面から、パフォーマンスの改善過程を調べるため系の「敏感性」と「エントロピー」を計算した。ここでは、資源1を好むエージェント集団はほぼ淘汰されているので、資源0を好むエージェント集団にのみ注目する。(図5と図6)

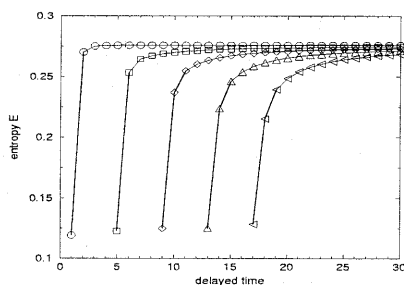


図5 遅延時間に対する資源0を好むエージェント集団のエントロピー E_0

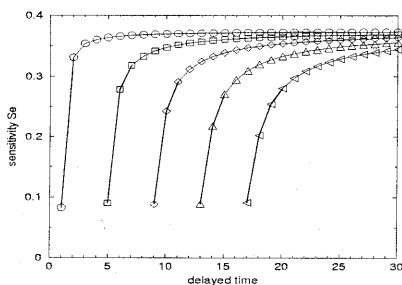


図6 遅延時間に対する資源0を好むエージェント集団の敏感さ Se_0

図3のパフォーマンス F 、図5のエントロピー E_0

及び、図6の敏感さ Se_0 を比較すると、明らかにこれらの統計量の変化には正の相関がある。

つまりエージェント集団は、遅延時間の増加に伴いより敏感性の高いエージェントを組織に取り込むことで、集団としての敏感性及び多様性を増し、それによってハイパフォーマンスを実現しているのである。

ここで示した適応過程における情報遅延の大域的効果をまとめると次のようになる。情報遅延は、力学的には系を「カオスの縁」に導き、組織面ではより多様で敏感なエージェント集団を作り上げる。そのことにより系のパフォーマンスを改善する。

4.2 カタストロフ的適応

図7は、遅延時間 $\tau = 2$ の時に生成されたアトラクターにおいて遅延時間 τ に対するパフォーマンス F を計算したものである。このアトラクターの最も興味を引く特徴は、ある臨界的な遅延時間 $\tau_c (= 28)$ まで、定常的に低いパフォーマンスを示していたにもかかわらず、遅延時間 τ が τ_c になるや突然、高いパフォーマンスを示す状態に遷移する点である。

以下、どのようなメカニズムが働き臨界的遅延時間 τ_c で急速にパフォーマンスが改善されるのか調べる。

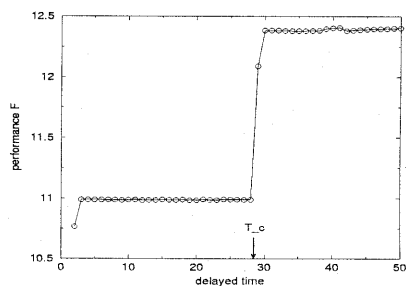


図7 遅延時間に対するパフォーマンス F

最初に、この過程を力学的な視点から眺めると、遅延時間 τ が τ_c になるまでの間、最大リャプノフ指数 λ はマイナスの値から徐々に0に漸近して行く(図8)。つまり、パフォーマンス的には定常的に見えるこの過程は、力学的には安定性を喪失していく過程である。また臨界的遅延時間 τ_c は、最大リャプノフ指数 λ がゼロになる遅延時間として決定されていることがわかる。

次に注目するのは、臨界的遅延時間 τ_c の前後で、資源に対するエージェントの好みが大きく変化する点である。図9から明らかなように、遅延時間が τ_c 以前では、資源0を好むエージェント集団 G_0 はほ

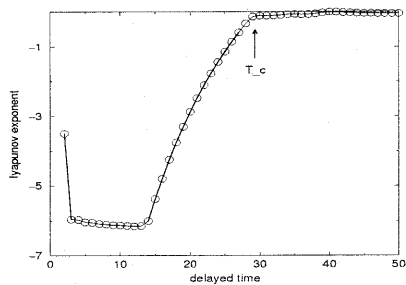


図 8 遅延時間に対する最大リヤプノフ指数

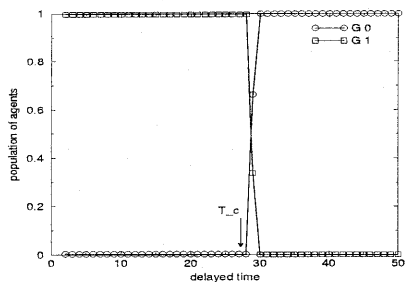


図 9 遅延時間に対する各資源を好むエージェント集団の時間平均した個体数

ば淘汰され、資源 1 を好むエージェント集団 G_1 が組織化される。また構成面に注目すると、このエージェント集団の敏感性 Se_1 は、図 11 から最小値 -5 であり、そのエントロピーは図 10 からゼロである。つまり遅延時間が τ_c 以前のエージェント集団は、資源情報に対して最も敏感さを欠いたいわゆる「熟練者の」エージェントのみから構成された単一集団として特徴づけられる。

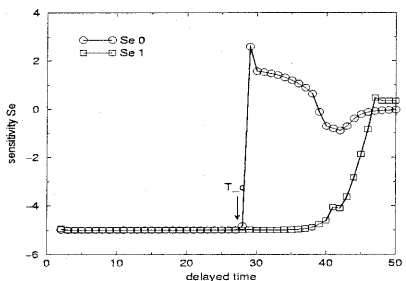


図 10 遅延時間に対する各資源を好むエージェント集団の敏感さ Se

一方、遅延時間 τ が τ_c 以後では、パフォーマンスの急激な上昇に伴い、これまで支配的であった資源 1 を好む「熟練者の」エージェント集団 G_1 が急激に淘汰され、資源 0 を好むエージェント集団 G_0 が支配的になる (図 9)。つまり資源に対するエージェン

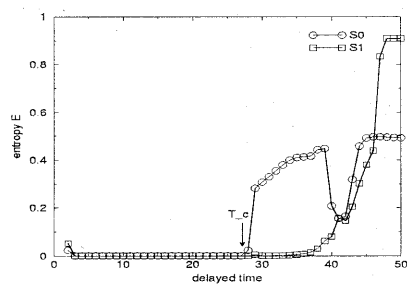


図 11 遅延時間に対する各資源を好むエージェント集団のエントロピー E

ト集団の好み逆転するのである。また組織面では、エントロピーの上昇が起こり、多様な敏感さを持ったエージェントからなる組織が構成されることがわかる (図 11)。またエージェント集団の資源情報に対する敏感性も大幅に改善されている (図 10)。

最後に、ここでの適応パターンをまとめると、急激にパフォーマンスが改善する臨界的遅延時間 τ_c が存在し、 τ_c の前後で、力学的には最大リヤプノフ数が負からゼロに変化する。また構成面では、エージェントの資源に対する好み資源 1 から 0 へ変化し、単一の「熟練者の」エージェント集団から、多様な敏感さ備えたエージェント集団に遷移するということが明らかになった。

5. 進化を考慮した場合

ここでは、突然変異ダイナミクス (式 10) により、エージェントの敏感さを動的に進化させた場合の結果について議論する。以下、進化を考慮しない場合と同様、遅延時間 τ の増加に対するエージェント集団の大域的振舞いに注目する。また突然変異率 μ の値は、0.01 にとることとする。

5.1 多様化による適応

まず最初にエージェント集団のパフォーマンスに注目する。図 12 より遅延時間が 3 増加するごとに新しいアトラクターが生成されることがわかる。この周期的に新しいアトラクターが生成される点は、進化を考慮しない場合の段階的適応パターンと類似するものである。

ここで注目したいのは、進化を考慮したことにより、進化を考慮しない場合に存在した「カタストロフ的適応パターン」が消滅した点である。つまり、遅延時間の増加に対してパフォーマンスが低いまいつこうに改善しない力学的状態はなくなり、段階的であるにせよ常にパフォーマンスが向上する力学状態のみが存在するようになるのである。

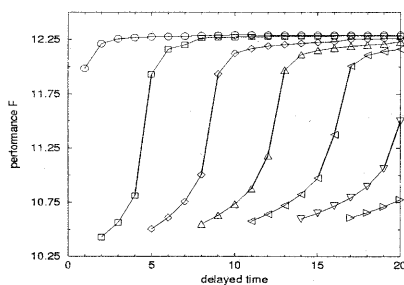


図 12 遅延時間に対するパフォーマンス F

次にパフォーマンスが向上する過程を力学的に理解するため、最大リヤプノフ指数 λ の値の変化に注目した (図 13)。特徴的なのは遅延時間の増加に伴い、一旦、 λ は減少し力学的安定性を増した後、急速に 0 に収束していく点である。図 12 と図 13 の比較から、 λ が減少から増加に転じた遅延時間で、パフォーマンスが急激に改善することがわかる。

ここで興味深いのは、進化を考慮しない場合と同様、最大リヤプノフ数がゼロ、つまり「カオスの縁」で最大のパフォーマンスを示す点である。このことから「カオスの縁」が最大のパフォーマンスを生み出すという力学的性質は、進化があるかどうかには依存せず、むしろエージェントに敏感さを導入したこと及び、自然選択による学習ルールを適用したことによる効果と考えられる。

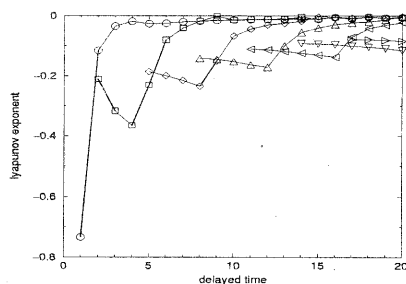


図 13 遅延時間に対する最大リヤプノフ指数

最後に構成面からエージェント集団の特徴を明らかにする。

図 14 は、遅延時間 τ に対して資源 0 を好むエージェントの個体数の変化を計算したものである。あらゆるアトラクターに共通して言えるのは、遅延時間の増加に伴いエージェント集団の資源に対する好みは資源 1 から資源 0 に変化する点である。エージェント集団が資源 0 を好む傾向は、進化を考慮しない場合にも観察されており、進化の効果によるものではない。

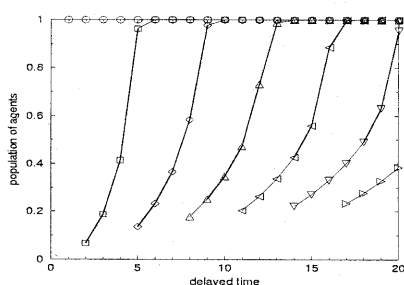


図 14 遅延時間に対する資源 0 を好むエージェント集団の時間平均した個体数

一方、進化の効果が最もよく現れたのは、エージェントの多様性である。実際、図 15 から分かるように資源 0 を好むエージェントの多様性 E_0 は遅延時間の増加に伴い、最終的には 85 から 90 パーセントにのぼり、ほぼすべての敏感さを持ったエージェントから集団が構成されていることがわかる。つまり、エージェントの多様性を保った形で、エージェント集団を組織化したいのであれば、突然変異型の進化ダイナミクスが有効である。

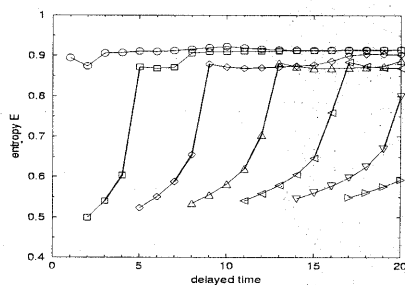


図 15 遅延時間に対する資源 0 を好むエージェント集団のエントロピー E_0

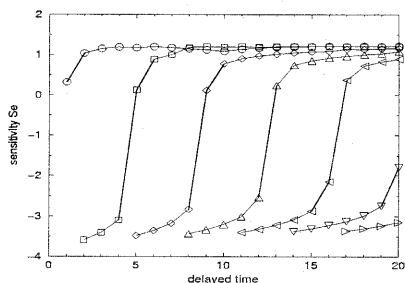


図 16 遅延時間に対する資源 0 を好むエージェント集団の敏感さ Se_0

また図 16 からエージェント集団の敏感性も大幅に改善しており、系全体として情報により敏感に振舞

うエージェント集団を構築している。

最後になるが、パフォーマンスとエージェントの多様性の関係にも興味深い相関が見られる。図 12 と図 15 から明らかなように、パフォーマンスの変化とエントロピーの変化には正の相関がある。つまり、系のパフォーマンスを上げるには多様な敏感さを持ったエージェントを組織に取り入れることが重要である。

6. ま と め

本研究では、エージェントが受け取る情報に遅延がある場合、遅延がエージェント集団に及ぼす影響について調べた。

我々が知り得た新しい知見は、遅延がエージェント集団のパフォーマンスを向上させる可能性があるということである。これは遅延がエージェント集団のパフォーマンスを落すという常識と反する結果であり興味深いものである。また遅延の力学的意味は、パフォーマンスの低いアトラクターの安定性を奪うことであり、高いパフォーマンスを示す最大リヤブノフ数がゼロとなる力学状態へシステムを導くことである。

最大リヤブノフ数がゼロとなる力学状態は、一般に「カオスの縁」と呼ばれ、カオスと秩序の境界に位置するものである。カオスの縁で見られる力学現象としては、セルオートマトン系における「高い情報処理能力及び振舞いの多様さ」[5], [6]、生態系モデルでの「多様性維持能力」[7]、またゲーム系での「協調能力の高さ」[8]などが上げられる。本研究においても、エージェント集団は「カオスの縁」で協調し、最大のパフォーマンスを示しており、本研究での結果は協調するエージェント集団の実現に関して「カオスの縁」の重要性を示す一例として興味深いと考えられる。

またエージェントの多様性を維持した形で、パフォーマンスの高い組織を構成するには突然変異型のダイナミクスによる進化を考慮することが有効であることもわかった。

今後の課題として、各エージェントのミクロな振舞いから、なぜ遅延情報がシステムのパフォーマンスを改善するのかを理解する必要がある。

文 献

- [1] T.Hogg and B.A.Huberman, Controlling Chaos in Distributed Systems, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, **21** 6 (1990) 1325
- [2] J.O.Kephart, T.Hogg and B.A.Huberman, Dynamics of computational ecosystems, Phys.Rev.A,

40 1 (1989) 404

- [3] N.Glance, T.Hogg and B.A.Huberman, Computational Ecosystems in a Changing Environment, Int.J.of Modern Phys.C, **2** (1991) 735
- [4] 井上政義、秦浩起、カオス科学の基礎と展開、共立出版 1991
- [5] N.H.Packard, Adaptation toward the edge of chaos, in *Dynamic Patterns in Complex Systems* (eds. J.Kelso, et.al) (1988) 293
- [6] C.Langton, Computation at the edge of chaos: Phase transition and emergent computation, Physica D **42** 12
- [7] K.Kaneko, and T.Ikegami, Homeochaos: Dynamics stability of a symbiotic network with population dynamics and evolving rates, Physica D **56** (1992) 406
- [8] T.Ikegami and E.S.Yoshikawa, Chaos and evolution of cooperative behavior in host-parasite game, *The proceedings of 7th Toyota Int. Conf. on 'Towards the Harnessing of Chaos'* (1995) 63