要素間相互作用にカオスが内在する 複雑システムのための動的離隔型設計法*

中山 功一[†]・下原 勝憲[†]・片井 修[‡]

Dynamically Separating Design Method for Complex System including Chaos*

Koichi NAKAYAMA[†], Katsunori SHIMOHARA[†] and Osamu KATAI[‡]

In this paper we discuss a system design method that involves the dynamic separation of interaction. Multi-agent systems, which model the ubiquitous computing environment where elements behave autonomously, are used as the experimental platform to compare the proposed method with traditional ones. The results show the effectiveness of this design method for systems including chaos.

1. はじめに

システムを設計する場合、システムのすべてを事前に設計するのではなく、システムの一部を事後的・適応的に設計する方法が研究されている [1]。本論文では、複雑なシステムの事後適応的な設計法の一つとして、要素間相互作用の動的離隔を内包する設計法（動的離隔型設計法）について述べる。

システムの外部環境や内部の挙動が確定的で事前に予測可能な場合、システムの設計が適切であるかを事前に判定できるため、事前設計が有効である。一方、これらが不確実な場合や事前に予測が困難な場合、システムの設計が適切であるかを事前に判定できないため、事後適応的な設計法との組合せが有効である (Fig. 1)。たとえば、システムを構成する個々の要素に計算機資源が偏在する“ユビキタス・コンピューティング”とよばれる環境では、各コンピュータの状態が可変であり、要素の追加・変更が頻繁である場合がある。このため、システムの挙動のすべては事前に予測が困難であり、事前設計が難しい。一方、個々のコンピュータの自律適応的な振舞いは可能であるため、事後適応的な設計法の適用は可能

Fig. 1 Applicable areas of prior design and adjustment design

である。

事後適応的な設計では、各要素が全体システムへ与える影響を知覚し、適切な挙動を適応的に決定する。しかし、各要素が全体システムへ与える影響を知覚できず、その要素の挙動がシステムにとって適切であるか判定できない場合、システムにとって適切な要素の挙動の決定は困難である。すなわち、事後適応的な設計法が適切に機能するためには、システムを構成する各要素が全体システムに与える影響を知覚・検出する必要がある。

近年の大規模で複雑なシステムでは、個々の要素が全体システムに与える影響や要素間相互作用の予測や知覚は必ずしも容易ではなく、従来の事後適応的な設計法では適切なシステムの設計が困難である場合がある。本論文では、要素間相互作用の予測や知覚が困難であるような複雑システムの事後適応的な設計法として、システムを構成する要素間の相互作用を動的離隔により操作する

* 原稿受付 2005年3月14日

[†] ATR ネットワーク情報学研究所 ATR Network Informatics Laboratories; 2-2-2 Hikaridai, “Keihanna Science City”, Kyoto 619-0288, JAPAN

[‡] 京都大学大学院 情報学研究科 Graduate School of Engineering, Kyoto University; Yoshida-Honmachi, Sakyo ward, Kyoto city, Kyoto 606-8501, JAPAN

Key Words: dynamic separation, chaos, complex system, emergent design, ubiquitous computing.

動的隔離型設計法について議論する。本設計法の性質を明らかにする実験モデルとして、システムを構成する要素を自律適応的なエージェントとして、各要素が全体システムへ影響を与える挙動をエージェントの行動としてモデル化するマルチエージェントシステム [2,3] (以下、MAS と記す) を用いる。また、予測困難な要素間相互作用を、カオスとなるロジスティック方程式としてモデル化し、エージェントの事後適応的な学習によるシステムの適切な設計を実現する。

本論文の構成は以下のとおりである。2 章で、動的隔離型設計法と、検証に用いる実験モデルについて述べる。3 章で、要素間相互作用の知覚や動的隔離が可能であるモデルを用いて、提案する要素間相互作用を隔離する設計法 (動的隔離型設計法) を、従来の要素間相互作用を知覚する設計法と実験的に比較し、それぞれの設計法が有効な対象領域を明らかにする。4 章で、要素が全体システムに与える影響の予測や知覚が困難なシステムのモデルとして、要素間相互作用にカオスが内在する実験モデルを用いて、動的隔離型設計法の有効性を検証する。5 章で、まとめと今後の課題を述べる。

2. 動的隔離型設計法

2.1 設計法の導入

動的隔離型設計法は、MAS におけるエージェントの学習手法の一つである動的隔離型遺伝的アルゴリズム [4,5] を、カオスが内在するシステムの設計に応用するものである。

動的隔離型設計法では、各エージェントは、相互作用するエージェントの限界数を持ち、コロニーとよぶグループごとに隔離される (Fig. 2)。異なるコロニーに存在するエージェントとは相互作用しない。同一コロニー内に存在するエージェント数が増加し限界数以上になる場合、そのコロニーに存在するエージェントは、さらに半数ずつのコロニーに隔離される (Fig. 3 上)。エージェント数が 0 になる場合、そのコロニーを消滅させる (Fig. 3 下)。

システムを設計する場合、すべてを事後適応的に設計

Fig. 2 Conceptual representation of dynamically separating design method

Fig. 3 Transformation of colonies by dynamic separation

するのではなく、事前設計と事後適応の適切な組合せが重要である。このとき、システムにおいて事後適応する部分、すなわち、学習するエージェントとしてモデル化される部分にとって、事前に設計された部分は適応すべき環境の一部である。本論文では、事後適応的な設計法に注目して議論するため、MAS において事前に設計されたエージェント (学習しないエージェント) や、他に影響を与えないエージェント (行動しないエージェント) は、考えないものとする。

2.2 実験モデルの導入

設計すべき対象のモデルとして、エージェントの挙動を決定する構造や出力などの設計を、エージェントの行動の選択として置き換えた行動選択モデルを用いる。また、エージェントの行動により全体システムや他のエージェントに与えるすべての影響を、システムの目的に対する貢献度を示すパラメータである自己評価値の増減としてモデル化する。

エージェント a が受ける影響は、すべて自己評価値 $E_S(a,t)$ の増減として表される。MAS 全体にとって適切な行動とは、すべてのエージェントが受ける影響の総和、すなわち、自己評価値の総和を最大化する行動である。また、エージェント a が他のエージェントに与える影響のうち、エージェント a が知覚する影響は、他者評価値 $E_O(a,t)$ の増減として表される。

2.3 行動学習アルゴリズム

一般的に事後適応的に設計される対象は、ハードウェア部分ではなくソフトウェア部分である場合が多い。ここでは、エージェントの自律性を損なわない学習アルゴリズムとして、自己評価値と他者評価値の和に基づくエージェントの分裂と消滅を用いる。

本論文で用いる実験モデルのメインルーチンを NS チャートで Fig. 4 に、詳細を以下に示す。

- (1) 初期設定：仮想環境内に、100000 個体のエージェントを作成する。個体は、自らの受ける影響を示す自己評価値 $E_S(a,t)$ (初期値 100) と、自らの知覚できる範囲で与えた影響を示す他者評価値 $E_O(a,t)$ (初期値 0)、選択する行動を示す戦略 $St(a)$ (初期値無作為) を持つ。各個体を限界数 $Lim_a = 10$ ほどの

Fig. 4 Main routine of dynamically separating design method shown by NS chart

コロニーに離隔する。

- (2) 行動：全個体が、それぞれの戦略に従い1回ずつ行動を選択する行動選択モデルを用いる。行動により自己評価値および他者評価値が増減する。詳細は実験ごとに異なるため、3章および4章で述べる。
- (3) 分裂と消滅：分裂は、個体の自己評価値と他者評価値の和が初期値の倍(200)以上になると起きる。このとき、個体は、分裂前の各評価値を半分ずつ持つ2個体に分裂し、それぞれ戦略を引き継ぐ。消滅は、個体の各評価値の和が0以下になると起き、個体が消滅する。
- (4) コロニーの動的離隔：コロニーの動的離隔は、コロニー内の個体が限界数 $Lim_a = 10$ を超えると起きる。このとき、一つのコロニー内に存在する個体は、二つのコロニーに無作為に離隔される。
- (5) ランダム消去：個体総数が初期個体数より増えた場合、個体総数が初期個体数以下になるまで個体を無作為に消去する。
- (6) 単位時間ループ：(2)~(5)を繰り返す。これを1単位時間とし、これに基づく時刻を t で表す。

このアルゴリズムは、個体の増加が各評価値の増加に比例し、個体の消去が無作為であるため、各評価値に基づくルーレット選択による進化的オペレータと近い性質を持つ。

なお、本設計法は、コンピュータ・シミュレーションなどを用いることで、自律適応的な要素からなるシステムの事後適応的な設計のみならず、自律適応性の無い要素からなるシステムの予備設計にも適用可能である。また、本設計法における動的離隔を実現する方法は、適用対象に応じて様々である。たとえば、エージェントが無線ネットワークを通じて相互作用するシステムでは、動的離隔はエージェントが通信に用いるチャネルの操作により実現される[6]。このとき、異なるチャネルを使用するエージェントとは相互作用がなく、同一チャネル内エージェントの半数が使用チャネルを変更することで、そのチャネル内エージェントは二つのチャネルに動的離隔される。また、エージェントがログインなどの手続きにより接続されるシステムでは、動的離隔は認証管理者による操作により実現される[7]。このとき、エージェントの所属するコロニーは認証管理者により決定され、

相互作用はコロニー内に制限される。認証管理者がコロニー内エージェントの半数の所属を別のコロニーに変更することで、そのコロニー内エージェントは二つのコロニーに動的離隔される。

3. 設計法の比較検証

本章では、要素間相互作用にカオスを含むMASに対する性質を明らかにする前に、要素間相互作用を知覚する設計法の性質と離隔する設計法の性質を実験的に比較検証する。

3.1 行動選択モデル

MASにおけるタスクの実行や問題解決などの行動は、複数のエージェントの行動選択問題としてとらえられる[8]。本実験では、エージェントが単位時間ごとに3種類の行動(A, B, C)から一つを選択する行動選択モデルを用いる。エージェント a が選択した行動により影響を受けるエージェントは、以下に示す3種類 $a, x, Y = \{y_1, y_2, y_3, y_4, y_5\}$ とし、それぞれ行動ごとに選択される。

- (1) 第一者(a)：ある行動をする行為者である。単位時間ごとに全エージェントが第一者として1回ずつ行動する。自らの行動により、自らの自己評価値が増減する。
- (2) 第二者(x)：第一者の行動による影響を、直接的に受ける被行為者である。直接的で予測や知覚が比較的容易な影響のモデルとして、第二者として無作為に選択された1個体の自己評価値が、第一者の行動と同時に増減する。
- (3) 第三者(Y)：第一者の行動およびその相互作用による影響を、間接的に受ける被影響者である。間接的で予測や知覚が比較的困難な影響のモデルとして、第三者として無作為に選択された5個体のすべての自己評価値が10単位時間後に増減する。なお、本実験モデルでは、エージェントの分裂には10~20単位時間が必要である。このため、10単位時間後の影響とは、過半数のエージェントにとって次の世代のエージェントに与える影響であり、予測や知覚の困難な影響であることを意味する。

エージェント a は、自らの行動を決定する戦略($St(a) \in \{A, B, C\}$)を持つ。単位時間ごとに、自らの戦略に従い行動($Act(a, t) = St(a)$)を選択する。このとき、エージェントの行動に関して全体システムに与える影響とエージェントの受ける影響が等価である場合、自らの受ける影響に基づいた学習と全体システムに与える影響に基づいた学習が等価になり、学習において他のエージェントに与える影響の知覚も離隔も必要ない。一般的には、これらは必ずしも一致せず、いわゆるジレンマ環境[9,10]となる。そこで、これらが異なるモデルとして、第一者であるエージェント a の時刻 t における行動 $Act(a, t)$ により第

一者 a ，二者 x ，三者 $Y = \{y_1, y_2, y_3, y_4, y_5\}$ がそれぞれ受ける影響 $I_a(Act(a, t))$ ， $I_x(Act(a, t))$ ， $I_Y(Act(a, t))$ を Table 1 のように設定する．また，行動による自己評価値の変化を (1) に示す．

Table 1 Increase and decrease of self-evaluation value by selected actions

Act(a, t)	第一者 (a)	二者 (x)	三者 (Y)	総和
A	$I_a(A) = 10$	$I_x(A) = 0$	$I_Y(A) = -1$	5
B	$I_a(B) = 5$	$I_x(B) = 7$	$I_Y(B) = -1$	7
C	$I_a(C) = 0$	$I_x(C) = 0$	$I_Y(C) = 2$	10

$$\begin{aligned} E_S(a, t+1) &= E_S(a, t) + I_a(Act(a, t)) \\ E_S(x, t+1) &= E_S(x, t) + I_x(Act(a, t)) \\ E_S(Y, t+1) &= E_S(Y, t) + I_Y(Act(a, t)) \end{aligned} \quad (1)$$

本論文で用いる行動選択モデルでは，第一者の自己評価値にとっては行動 A が最も適切である（個体最適行動）．第一者と二者の自己評価値にとっては行動 B が最も適切である（局所最適行動）．すべての第三者への影響も含めた MAS 全体の自己評価値の総和にとっては行動 C が最も適切である（全体最適行動）．影響の知覚に基づく他者評価値の増減は手法ごとに異なるため，次節で述べる．

3.2 知覚による設計

本章では，個体が自らの行動により他者に与える影響を知覚し，他者により良い影響を与える行動の学習により，MAS 全体にとって適切な行動を獲得するシステムの設計法について述べる．実験は，知覚する範囲が異なる 3 種類とする．

- (1) 無知覚モデル：自らの行動が他者に与える影響を知覚しないモデル．他者評価値はつねに 0 である．

$$E_O(a, t) = 0 \quad (2)$$

- (2) 二者知覚モデル：自らの行動が二者に与える影響を知覚し，他者評価値に加えるモデル．他者評価値は下式に従い変化する．

$$E_O(a, t+1) = E_O(a, t) + I_x(Act(a, t)) \quad (3)$$

- (3) 全知覚モデル：自らの行動が二者，およびすべての第三者に与える影響を知覚し，他者評価値に加えるモデル．他者評価値は下式に従い変化する．

$$\begin{aligned} E_O(a, t+1) &= E_O(a, t) + I_x(Act(a, t)) \\ &\quad + \sum_{k=1}^5 I_{y_k}(Act(a, t-10)) \end{aligned} \quad (4)$$

本節の実験では，いずれのモデルにおいても，影響の隔離は用いない．すなわち，二者，およびすべての第三者はすべてのコロニーから無作為に選択する．このため，アルゴリズムにおける「(4) コロニーの動的隔離」を実行しない場合や，集団数が 1 である場合（限界個体数 $\geq$ 個体数）と等しい．

3.2.1 実験結果

各実験モデルにおける単位時間あたりの自己評価値の平均増加量の推移を Fig. 5 に，戦略別個体数比率の推移を Fig. 6 に示す．

Fig. 5 History of the amount of an average increase of self-evaluation value in each experimental model

Fig. 6 History of the population ratio of strategies in each experiment model

無知覚モデルでは，すべての個体が個体最適行動 A を学習した．二者知覚モデルでは，すべての個体が局所最適行動 B を学習した．全知覚モデルでは，すべての個体が全体最適行動 C を学習した．

要素間相互作用を知覚する設計法では，各個体は，自らの知覚できる範囲において最も適切な行動をそれぞれ学習した．また，第三者への影響を，第一者の行動から 30 単位時間後，および 100 単位時間後に変更して実験したところ，学習により多くの時間を必要としたが，学習結果には変化がなかった．これらの結果から，各個体が自らの行動により全体システムに与えるすべての影響を知覚できれば，この設計法で全体システムにとって最適な挙動を設計できるといえる．このとき，“適切に設計できる対象”は，“影響を知覚できる対象”に含まれるといえる．

3.3 隔離による設計

3.3.1 実験モデル

本章では，第一者が自らの行動により他者に与える影響を隔離し学習することで，MAS にとって適切な行動

を獲得するシステムの設計法について述べる。実験は、影響の隔離が異なる3種類とする。

- (1) 無隔離モデル：個体の行動が他者に与える影響を隔離せずに学習するモデル。第三者とすべての第三者は、すべてのコロニーから無作為に選択される。
- (2) 第三者隔離モデル：個体の行動による直接的な影響、すなわち、第三者に与える影響を同一コロニー内に隔離し学習するモデル。第三者へ与える影響は隔離しない。第三者は、第一者の所属するコロニーから、すべての第三者はすべてのコロニーから無作為に選択される。
- (3) 全隔離モデル：個体の行動によるすべての影響、すなわち、第三者、およびすべての第三者に与える影響を同一コロニー内に隔離し、学習するモデル。第三者とすべての第三者は、第一者の所属するコロニーから無作為に選択される。

本節の実験では、いずれのモデルにおいても影響の知覚は用いない。すなわち、他者評価値はつねに0とする。

3.3.2 実験結果

各実験モデルにおける単位時間あたりの自己評価値の平均増加量の推移をFig. 7に、戦略別個体数比率の推移をFig. 8に示す。

Fig. 7 History of the amount of an average increase of self-evaluation value in each experimental model

Fig. 8 History of the population ratio of strategies in each experiment model

無隔離モデルでは、すべての個体が個体最適な行動Aを学習した。第三者隔離モデルでは、すべての個体が局所最適な行動Bを学習した。全隔離モデルでは、すべての個体が全体最適な行動Cを学習した。

要素間相互作用を隔離する設計法では、各個体は、他個体やMAS全体の評価値を増加させるメカニズムは持たない。また、他個体の自己評価値を直接的には知覚し

ない。ところが、各個体は、自らの行動による影響が隔離される範囲において、最も自己評価値の総和が大きい行動をそれぞれ学習した。このメカニズムは、以下のようであると考えられる。いずれのコロニーにおいても、行動Cより行動Bを、行動Bより行動Aを選択する個体の自己評価値の増加量が大きく、より速く分裂する。これは、個体の知覚に基づく学習である。一方、行動Aより行動Bを、行動Bより行動Cを選択する個体の多いコロニーほど、コロニー内の自己評価値の総和の増加量が大きく、より速く動的隔離する。これは、集団としての知覚に基づく学習である。これらの学習の組合せにより、個体がコロニー内の自己評価値の総和を間接的に知覚する機能が創発し、隔離された範囲内において最も自己評価値の総和が大きい行動を学習する(付録参照)。これは、単純な知能を持つ個体が集団となることで創発してくる知能と定義される群知能[11]の一種であるといえる。本論文では、これ以降、単純な知能を持つ個体が集団となることで創発してくる知能を、＜群知覚＞とよぶ。

なお、第三者への影響を、第一者の行動から30単位時間後、および100単位時間後に変更して実験したところ、学習により多くの時間を必要としたが、学習結果には変化がなかった。これらの結果から、各個体の行動によるシステムへの影響がすべて隔離できれば、群知覚により全体最適性は得られると考えられる。この設計法では、“適切に設計できる対象”は、“影響を動的隔離できる対象”に含まれるといえる。

3.4 考察

二つの異なる設計法を用いた実験結果から、それぞれ影響を知覚、または隔離する範囲内において、それぞれ適切な行動を獲得した。これらの結果から、従来の影響を知覚する設計法が適用困難な環境であれば、影響を隔離する設計法を用いることで、知覚する設計法と同様の結果を得られると考えられる。

一般に、すべての相互作用の知覚や、すべての相互作用の隔離は、必ずしも可能であるとはいえない。相互作用を知覚できる対象の設計と、隔離できる対象の設計は、異なるクラスの問題である。ここで、従来の他個体への影響を知覚する設計法では、“適切に設計できる対象”は、“影響を知覚できる対象”に含まれる。すなわち、これまでの設計法では、要素が全体システムへ与える影響を知覚できない場合、システムの適応的な設計は困難であった。しかし、提案した他個体への影響を動的に隔離する動的隔離型設計法では、“適切に設計できる対象”は、“影響を動的隔離できる対象”に含まれる(Fig. 9)。これは、従来の設計法では要素が全体システムへ与える影響を知覚できないため設計が困難であった複雑システムでも、提案する動的隔離型設計法によりシステムの適応的な設計が可能となる場合があることを示す。動的離

Fig. 9 Applicable areas of dynamically separating design method and traditional methods

隔型設計法により、新たに設計可能な領域が広がったといえる。

それぞれの手法により設計されるシステムは、それぞれ以下のような特徴を持つと考えられる。従来の知覚に基づく方法論では、要素の行動による影響を知覚できるようにシステムを構成する必要があるため、複数の要素が互いにできるだけ相互作用しないよう独立したモジュールとして設計される。これは、事前設計においても、要素間の影響を予測できるようにシステムを構成する必要があるため同様である。しかし、提案する動的離隔型設計法では、複数の要素が相互に影響する場合でも、その影響の動的な離隔が可能であれば設計可能である。このため、要素間の関係にカオスやバタフライ効果が内在している場合でも、その影響を動的に離隔できれば、システムの適切な設計が可能であると考えられる。

4. カオスが内在するシステムの設計

前章までにおいて、要素間相互作用を動的に離隔する設計法のメカニズムと、その基本的な性質を明らかにした。本章では、要素間相互作用の予測と知覚が困難なシステムの例として、カオスが内在するシステムを離隔による方法を用いて設計し、その性質を議論する。

4.1 行動選択モデル

要素のある挙動が与える影響が挙動ごとにランダムに決定される場合のように、要素間相互作用に再現性がない場合は、システムにとって適切な要素の挙動や構造の事前設計は不可能である。また、要素間相互作用の予測や知覚が容易な場合、システムにとって適切な要素の挙動や構造は従来法により容易に設計できる。すなわち、本論文で述べる動的離隔型設計法が有効な対象は、要素間相互作用に再現性はあるが、その予測や知覚が困難なシステムである。

本章では、上記のように再現性はあるが個々のエージェントにとって予測や知覚が困難な行動モデルの例として、要素間相互作用にロジスティック方程式で表されるカオスを用いる。ここで、ロジスティック方程式は、予測不可能性のモデルであり、行動に対する影響の再現性は保証されるものとする。

エージェント a の行動 $Act(a, t)$ は、自らの戦略 $St(a) \in \{0, 0.02, 0.04, \dots, 0.98, 1\}$ に従い決定する ($Act(a, t) = St(a)$)。行動したエージェント a は、自らの行動と同時に (5) 式に従い影響を受ける。また、エージェント a の行動は、20 単位時間にわたり、単位時間ごとに同一コロニー内から無作為に選ばれた他のエージェント r に対し (6) 式に示すロジスティック方程式に従い影響を与える。なお、20 単位時間後の影響とは、ほとんどのエージェントにとって次の世代に与える影響であり、予測や知覚の困難な影響であることを意味する。

$$E_S(a, 0) = Act(a, 0) \quad (5)$$

$$E_S(r, t+1) = X \times E_S(r, t) \times (1 - E_S(r, t)) \quad (6)$$

ここで、 X は、時間経過と共に影響の予測や知覚が困難となるように、 $E_S(r, t)$ の値が収束や周期倍分岐ではなくカオスとなる $X=4$ とする。すなわち、エージェントの行動は、 $X=4$ である (6) 式の初期値である。このとき、エージェントにとって行動による影響が知覚不可能であるモデルとして、エージェントは、自らの行動によりどのエージェントに影響を与えたのかを知覚できず、自らの受けた影響がどのエージェントの行動によるものかを知覚できないものとする。

20 単位時間にわたり、エージェントの行動によりすべてのエージェントが受ける影響の総和、すなわち、自己評価値の総和を Fig. 10 に示す。行動 [0.88] が与える自己評価値の総和が最も高い。

Fig. 10 Total of influence in the whole system by each action

4.2 実験結果と考察

行動 [0.88] の場合を 1 として正規化した単位時間あたりの自己評価値の平均増加量の推移を Fig. 11 に、戦略別個体数比率の推移を Fig. 12 に示す。全体システムの評価値の最も高い行動を獲得したことがわかる。これは、エージェントが、影響が動的離隔される範囲内で最も評価値の高い行動を群知覚により学習したためである。

また、(6) 式における X の値を、 $E_S(r, t)$ の値が収束する $0 \leq X \leq 3$ や周期倍分岐となる $3 < X < 3.57$ とした

Fig. 11 History of the amount of an average increase of self-evaluation value

Fig. 12 History of the population ratio of strategies

場合においても、本章で用いた $X=4$ の場合で得られた結果と同様に、全体システムにとって最も評価値が高い行動を獲得した。さらに、本章の行動モデルにおける要素間相互作用を、ロジスティック方程式により決められた値ではなく、周期的な値やランダムに決定した値を用いた場合、あるいは、テントマップを用いた場合で実験した結果も同様に、全体システムにとって最も評価値が高い行動を獲得した。これは、動的離隔型設計法では、要素間相互作用がどのように決定される場合においても、影響が動的離隔される範囲内で最も評価値の高い行動を群知覚により獲得できるためである。

これらの結果から、システム設計において、要素間相互作用に再現性があり、コロニーに動的離隔できる場合には、要素間相互作用を個々の要素が知覚できず、システム設計者が検出できない場合でも、群知覚により全体システムにとって適切な要素の事後適応的な設計が可能であるといえる。

5. おわりに

本論文では、多数の要素からなるシステムの事後適応的な設計法の構築に向け、要素間相互作用を動的に離隔する動的離隔型設計法について実験的に検証した。実験結果から、要素の挙動による影響を動的に離隔することで、要素が全体システムや他の要素に与える影響を知覚する必要なく、全体システムにとって適切な挙動を獲得した。また、要素レベルでは知覚できない全体システムの最適性を集団レベルで知覚する現象が創発しており、

これを群知覚と定義した。

従来の一般的な設計法による設計には要素間相互作用の知覚が必要であり、人による事前設計には要素間相互作用の予測が必要である。これに対し、提案した動的離隔型設計法によるシステム設計には、要素間相互作用の離隔が必要である。要素間相互作用の離隔と知覚と予測のうち、どれが容易でどれが困難であるかは設計するシステムによって異なるため、設計するシステムに応じた方法の選択や、複数の設計法の組合せが重要である。しかし、本論文の結果から、システム設計に向けた新たな方法が示されたといえる。

従来の事後適応的なシステム設計では、要素が全体システムにとっての最適性を知覚するメカニズムを持つ必要がある。しかし、動的離隔型設計法では、動的離隔という環境操作に基づく群知覚により個体が全体最適性を知覚するため、個々の要素がこのメカニズムを持つ必要がない。このため、動的離隔型設計法は、個々の要素における適応メカニズムの設計が容易であるという特徴を持つ。また、設計者があらかじめ要素間の関係を明らかにする必要なく設計できるという意味で、システムの機能を創発的に設計できる可能性が示唆される。

従来の方法で設計されたシステムでは、設計された時点で要素間の相互作用が明示的である。一方、動的離隔型設計法では、結果として全体システムが効率よく機能する要素間の相互作用を獲得するため、システムの機能がどの要素間のどのような相互作用により発現しているかが必ずしも明示的ではなく、システムの機能が発現するメカニズムが説明できない可能性がある。このため、これらのシステムが持つ機能の確実性や安全性の検証方法などが今後の課題である。

謝 辞

本研究は独立行政法人情報通信研究機構の研究委託「人間情報コミュニケーションの研究開発」により実施したものである。

参考文献

- [1] ヤゼチブキン：学習システム入門，共立出版（1973）
- [2] M. Wooldridge: *An Introduction to MultiAgent Systems*, John Wiley and Sons Ltd (2002)
- [3] 高玉：マルチエージェント学習—相互作用の謎に迫る，コロナ社（2003）
- [4] 中山，松井，野村：動的離隔型 GA(DS-GA) の提案；情報処理学会論文誌：数理モデル化と応用（進化的計算特集号），Vol. 43, No. SIG 10 (TOM7), pp. 95-109 (2002)
- [5] K. Nakayama, K. Shimohara and O. Katai: Dynamically separating GA: A new method of achieving the system-level optimality in MAS; *The Journal of Three Dimensional Images*, Vol. 16, No. 4, pp. 177-183 (2002)
- [6] K. Nakayama, K. Shimohara and O. Katai: Pro-

posal of Dynamically Separating Learning Algorithm (DS-LA): Optimization of collective performance in networked computers; *The Journal of Three Dimensional Images*, Vol. 18, No. 1, pp. 87-94 (2004)

- [7] 中山, 松井, 下原, 片井: エージェント指向グリッドコンピューティング (MAO-Grid) の提案と DS-GA の適用によるロードバランシングの最適化; 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, 印刷中.
- [8] 松原, 横尾: 繰り返しゲームにおいて協調行動を生成する先読み型行動選択方法; 人工知能学会誌, Vol. 12, No. 6, pp. 881-890 (1997)
- [9] R. Axelrod: *The Evolution of Cooperation*, Basic Books (1984)
- [10] R. Axelrod: *The Complexity of Cooperation*, Princeton University Press (1997)
- [11] E. Bonabeau, M. Dorigo and G. Theraulaz: *Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems*, Oxford University Press (1999)

付 録

付録 1. 群知覚の創発メカニズムの理解

動的離隔により全体最適な行動を選択する個体が増加するメカニズム, すなわち, 3章で定義した群知覚のメカニズムは, シンプソンのパラドックス (Simpson's paradox) と対比して考えると理解が容易になる. シンプソンのパラドックスとは, 個々のサブ集団では成り立つ仮説が集団全体では成り立たず, 正反対の仮説が成立する場合を意味する. たとえば, 自己評価値の自らの増加が1, 他者の増加が0である行動 α と, 自己評価値の自らの増加が0, 他者の増加が2である行動 β を仮定し, 行動 α が90%を占めるコロニー1と, 行動 β が90%を占めるコロニー2の二つを考える. いずれのコロニーにおいても, 自己評価値の増加量の平均は, 行動 α を選択する個体の方が行動 β を選択する個体より大きい. しかし, 集団全体の平均では, 行動 β を選択する個体の方が行動 α を選択する個体より大きい (Table A1).

Table A1 Simpson's paradox

	コロニー1	増加量	コロニー2	増加量	平均
行動 α	90%	1.2	10%	2.8	1.36
行動 β	10%	0.2	90%	1.8	1.64
平均		1.1		1.9	1.5

このとき, 集団を構成する戦略別個体数比率に偏りが大きいほど行動 β を選択する個体の増加量が多い. すなわち, 動的離隔を用いる設計法では, 行動Cを選択する個体が多く存在するコロニーが増加するというメカニズムに加え, 動的離隔によりコロニー内の個体の戦略に偏りが発生するというメカニズムにより, 全体最適な行動を選択する個体が知覚され, 増加する.