

階層化動的離隔型 GA (hDS-GA) による離隔パラメータの最適化

中山 功一^{†,††} 松井 博和^{†††}
下原 勝憲^{†,††} 片井 修[†]

マルチエージェントシステム(以下, MAS と記す)に適用する遺伝的アルゴリズム(以下, GA と記す)の1つとして, 階層化動的離隔型 GA (Hierarchically-Dynamically Separating GA, 以下, hDS-GA と記す)を提案する. 個体を複数の集団に離隔する GA は, 島モデル GA や動的離隔型 GA などがある. これら従来の複数集団 GA では, 集団の粒度と個体の移動頻度に関するパラメータをあらかじめ設定する必要がある. hDS-GA では, これらのパラメータをあらかじめ設定する必要がない. 本論文では, 離隔に関するパラメータとして集団内個体数と個体の移動確率の2種類を取り上げ, MAS 全体にとって最適なパラメータ値を進化的に獲得する hDS-GA の性質について述べる. また, 集団の粒度と個体の移動頻度が最適化されることで, MAS が高いシステム最適性を獲得した例について述べる.

Hierarchically-Dynamically Separating GA (hDS-GA)

KOICHI NAKAYAMA,^{†,††} HIROKAZU MATSUI,^{†††}
KATSUNORI SHIMOHARA^{†,††} and OSAMU KATAI[†]

This paper proposes the “Hierarchically-Dynamically Separating Genetic Algorithm (hDS-GA)” applied to a multi-agent system (MAS). In the hDS-GA, the colonies are separated dynamically into meta-groups, called meta-colonies. Consequently, colonies form hierarchical structures. There have been proposed separating genetic algorithms such as “Dynamically Separating GA (DS-GA)” or “Island model GA (IGA)” where agents are restricted to contact with each other. Differently from the DS-GA or IGA, in the hDS-GA it is not necessary to decide the parameter about a group size and migration probability beforehand. Experiments were performed where two parameters, “group size” and “migration probability”, are optimized by applying hDS-GA to MAS problems. The results showed also that system-level optimality can be acquired by applying hDS-GA to MAS problems.

1. はじめに

本論文では, マルチエージェントシステム(以下, MAS と記す)に適用する学習アルゴリズムの1つとして, 階層化動的離隔型遺伝的アルゴリズム(Hierarchically-Dynamically Separating Genetic Algorithm, 以下, hDS-GA と記す)を提案する. hDS-GA は, 個体数に応じて個体をコロニーと呼ぶ集団に動的に離隔し, さらにコロニー数に応じてコロニーをメタコロニーと呼ぶメタ集団に動的に離隔する複数集団 GA の1つである. MAS に複数集団 GA

を適用する場合, 従来法では, 集団の粒度と個体の移動頻度という離隔に関するパラメータをあらかじめ設定する必要がある. しかし, システムの大域的目的の達成に最適な離隔パラメータの値をあらかじめ設定することが困難な場合も多い. 本論文では, 提案する hDS-GA の適用により, MAS の最適化にともない離隔パラメータも最適化されるため, これらのパラメータをあらかじめ設定する必要がないことを示す. hDS-GA を適用する MAS として, 各個体がシステムの大域的目的に関する達成度合いの一部を自らの利得や報酬, 評価(以下, 利得に統一する)という形で知覚する MAS を考える. ここでは, システム最適性と個体最適性, ジレンマ環境, および最適化を以下のように定義する.

システム最適性: システムの大域的目的の達成度合いと定義する. ここでは, 全個体の利得の総和を示す.

† 京都大学大学院情報学研究科

Graduate School of Informatics, Kyoto University

†† ATR 人間情報科学研究所

ATR Human Information Science Laboratories

††† 三重大学工学部

Faculty of Engineering, Mie University

個体最適性：個体が知覚できる範囲におけるシステムの大域的目的の達成度合いと定義する．ここでは、各個体が得る利得を示す．

ジレンマ環境：システム最適性と個体最適性が完全には一致しない環境と定義する．ここでは、個々に個体最適性を高めても、システム最適性が高くない環境を示す．

最適化：システムの大域的目的の達成度合いを高めること、またはそれを実現するパラメータの値を得ることと定義する．ここでは、システム最適性である利得の総和を高めること、またはそれを実現するパラメータの値を得ることを示す．

従来の GA において指摘されるいくつかの問題点の 1 つとして、初期個体数、交叉率、突然変異率などの遺伝的パラメータを使用者があらかじめ設定する必要性があげられる．特に、従来の動的離隔型 GA¹⁾ (Dynamically Separating Genetic Algorithm, 以下、DS-GA と記す) や島モデル GA²⁾ などの複数集団 GA が有効に機能するためには、単一の母集団を用いる GA が必要とするパラメータ設定に加え、離隔される集団数や集団内の個体数といった複数集団の粒度に関するパラメータと、移住間隔や移住率、移住個体数といった集団間の移動頻度に関するパラメータの設定が必要である．これらのパラメータのすべての組合せを予備実験などで確かめることは困難であるため、良質なパラメータの推定には設計者の豊富な経験や実験計画法³⁾ が必要となる．これに対し、パラメータ設定の必要ないパラメータフリー GA^{4),5)} や、設定の必要なパラメータ数の少ない複数集団 GA⁶⁾ が研究されている．これらの研究では、パラメータ設定が不要となる手法の設計に 2 種類の方法が用いられている．

方法 1：手法の構造上パラメータが固定される、または自明であるように手法を設計する．

方法 2：解探索が進むにつれてパラメータが適応的に獲得されるように手法を設計する．

澤井らのパラメータフリー GA^{4),5)} では、交叉率、突然変異率に方法 1 が用いられ、個体数に方法 2 を用いている．また、廣安らの 2 個体分散 GA⁶⁾ では、集団の粒度と個体の移動頻度に方法 1 を用いている．ここで、離隔パラメータの最適化を考えると、最適な集団の粒度や個体の移動頻度は適用する MAS ごとに異なる．また、分業や組織化の実現には、集団ごとや個体ごとに異なる離隔パラメータが必要となる場合もある．そこで、本論文では、MAS においてパラメータの設定を不要とする方法として、あらかじめパラメータを固定する方法 1 より、MAS の性質に応じてパラ

メータを適応的に最適化する方法 2 がより適切であると考え、方法 2 を用いたシステム最適な離隔パラメータ値の獲得を目指す．また、最適化するパラメータは、集団の粒度に関するパラメータとして各集団に存在する個体数 (以下、集団内個体数と記す) を、個体の移動頻度に関するパラメータとして単位時間あたりの他の集団へ移動する確率 (以下、個体移動確率と記す) を取り上げる．

本論文では、hDS-GA を MAS に適用することで各コロニーや各個体がシステム最適な離隔パラメータを獲得する様相について、MAS の標準問題の 1 つである対戦型ゲーム⁷⁾ を用いた従来手法との比較実験により考察する．比較する従来手法としては、島モデル GA と群淘汰 GA、および DS-GA を用いる．実験で用いる MAS の環境は、従来手法ではシステム最適な離隔パラメータの獲得が困難な、集団内個体数と移動確率に関してシステム最適性と個体最適性が異なるジレンマ環境を用いる．

本論文の構成は以下のとおりである．2 章で、hDS-GA を提案し、hDS-GA を用いる MAS の学習アルゴリズムについて述べる．3 章で、集団内個体数に応じて利得が変化する対戦型ゲームを用いて、最適な集団内個体数の獲得について述べる．4 章で、移動により利得が増減する対戦型ゲームを用いて、最適な移動確率の獲得について述べる．5 章で、集団内個体数の大きなコロニーと小さなコロニーにそれぞれ存在する移動確率の高い個体と低い個体がそれぞれ協力することで、MAS がシステム最適化される応用例について述べる．6 章で、まとめと今後の課題を述べる．

2. 階層化動的離隔型 GA (hDS-GA) の提案

2.1 hDS-GA の概要

提案する hDS-GA は、従来の DS-GA を階層化した GA である．各個体をコロニーと呼ぶ集団に動的に離隔する階層と、各コロニーをメタコロニーと呼ぶメタ集団に動的に離隔する階層が入れ子構造になる．hDS-GA の概念を図 1 に示す．

個体は、異なるコロニーに存在する個体と接触できない．個体移動確率に従い、同一メタコロニー内に存在する他のコロニーに移動する．コロニーは、同一コロニー内に存在する個体数が増加し限界個体数以上になる場合、半数ずつの個体からなる 2 個のコロニーに離隔される．コロニー内の個体数が 0 になる場合、消滅する．また、コロニー移動確率に従い他のメタコロニーに移動する．メタコロニーは、同一メタコロニー内に存在するコロニー数が増加し限界コロニー数以上

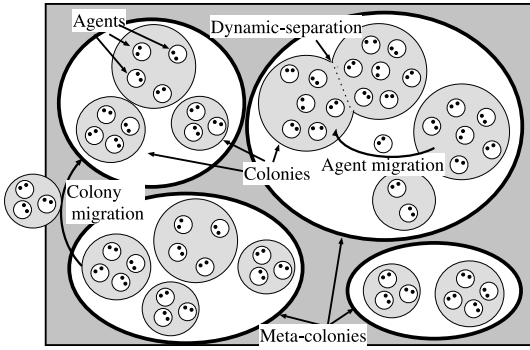


図1 階層化動的の離隔型 GA の概念

Fig. 1 Conceptual representation of Hierarchically-Dynamically Separating GA.



図2 NSチャートで示す hDS-GA
Fig. 2 NS chart for hDS-GA.

になる場合、半数ずつのコロニーからなる 2 個のメタコロニーに離隔される。メタコロニー内のコロニー数が 0 になる場合、消滅する。

2.2 hDS-GA を用いる学習アルゴリズム

MAS における学習では、エージェントが自らの知覚に基づく学習手法が不可欠である。GA で用いられるルーレット選択などのオペレーションは、MAS の外部に依存する場合が多い。本論文では、エージェントが自らの知覚のみに基づいて学習できるという意味で自律的な、資産（累積利得）に基づくエージェントの分裂、または消滅による学習アルゴリズム^(8),9)を用いる。hDS-GA を用いる学習アルゴリズムの NS チャートを図 2 に示し、詳細を以下に述べる。

- (1) 初期設定：メタコロニー m , コロニー c , 個体 a の 3 種類を作成する。仮想環境内に、 N_{InitM} 個のメタコロニーを作成する。各メタコロニー内に、 N_{InitC} 個のコロニーを作成する。コロニー c は、そのコロニー内に存在できる限界個体数を表すパラメータ $N_{LimA}(c)$ を持つ。各コロニー内に、 $N_{InitA}(c) = N_{LimA}(c)$ 個の個体を作成す

- る。個体 a は、初期資産 U_{Init} と行動決定遺伝子 $Gene_{Act}(a)$, 個体移動確率 $P_{MigA}(a)$ を持つ。
 - (2) 個体の移動：個体の移動は、個体が持つ個体移動確率 (migration probability of agent) $P_{migA}(a)$ で起きる。このとき、個体は、同一メタコロニー内から無作為に選ばれるコロニーに移動する。
 - (3) 行動：全個体が、それぞれの行動決定遺伝子に従い 1 回ずつ行動 (対戦, 仕事, 贈与などの行為の集合) する。このとき得た利得は、資産として各個体に累積される。ただし、相互作用による利得の値は、本学習アルゴリズムを適用するそれぞれの MAS により異なる。
 - (4) 個体の分裂と消滅：個体の分裂は、個体の資産が初期値の倍以上になると起きる。このとき、個体は、分裂前の個体の資産を半分ずつ持つ 2 個体に分裂し、それぞれ行動決定遺伝子と個体移動確率を引き継ぐ。ただし、行動決定遺伝子と個体移動確率は突然変異確率 (mutation probability) P_{mut} で変異する。個体の消滅は、個体の資産が 0 以下になると起きる。
 - (5) コロニーへの動的離隔：コロニーへの動的離隔は、コロニー内の個体数とそのコロニーの限界個体数 $N_{LimA}(c)$ を超えると起きる。このとき、1 個のコロニー内に存在する個体は、2 個のコロニーに離隔される。ただし、2 個のコロニーに存在する個体数の差は 1 以下とし、限界個体数 $N_{LimA}(c)$ は突然変異確率 P_{mut} で変異する。また、コロニー内個体数が 1 以下になるとコロニーは消滅する。
 - (6) コロニーの移動：コロニーの移動は、コロニー移動確率 (migration probability of colony) P_{migC} で起きる。このとき、コロニーは、無作為に選ばれるメタコロニーに移動する。
 - (7) メタコロニーへの動的離隔：メタコロニーへの動的離隔は、限界コロニー数 N_{LimC} をメタコロニー内のコロニー数が超えると起きる。このとき、1 個のメタコロニー内に存在するコロニーは、2 個のメタコロニーに離隔される。ただし、2 個のメタコロニーに存在するコロニー数の差は 1 以下とする。また、メタコロニー内コロニー数が 1 以下になるとメタコロニーは消滅する。
 - (8) ランダム消去：メタコロニー数が初期メタコロニー数より増えた場合、メタコロニー数が初期メタコロニー数と同数になるまでメタコロニーを無作為に消去する。
- 単位時間ループ：単位時間ごとに、メタコロニーループと (8) を繰り返す。

メタコロニー：メタコロニーごとに、コロニーと (7) を繰り返す。

コロニー：コロニーごとに、個体と (5) , (6) を繰り返す。

個体：個体ごとに、(2) , (3) , (4) を繰り返す。

このアルゴリズムは、個体の増加が累積利得に比例し、個体の消去が無作為であるため、累積利得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。

本論文の目的は、集団の粒度と個体の移動確率の 2 種類の隔離パラメータに関するシステム最適値の獲得である。しかし、hDS-GA は、DS-GA の持つ隔離パラメータに加え、限界コロニー数とコロニー移動確率という 2 種類のメタ隔離パラメータを持つ。そこで、3 章、4 章において、どのようなメタ隔離パラメータを用いた場合に最適な隔離パラメータが獲得されるかを実験的に示し、メタ隔離パラメータの厳密な設定が不要であることを示す。

2.3 比較する従来手法のアルゴリズム

3 章および 4 章で hDS-GA の性質を検証するために比較する従来の複数集団 GA のアルゴリズムについて、上記の学習アルゴリズムと比較して述べる。

- DS-GA：個体をコロニーに動的に隔離するが、メタコロニーへの隔離は用いない GA である。(1) 初期設定でコロニーをメタコロニーに隔離せず、(6) コロニーの移動や (7) メタコロニーへの動的隔離がない。(8) ランダム消去では、コロニーを無作為に消去する。各個体の遺伝子、分裂条件、突然変異などは hDS-GA と同じものを用いる。
- 島モデル GA：隔離状態が変化しない、複数集団 GA である。(1) 初期設定では、個体を限界数ごとの島に隔離する。しかし、(5) 島の動的隔離はなく、(8) ランダム消去では、各島の個体数が限界個体数を超えるとき、その島内の個体を無作為に消去する。各個体の遺伝子、移動確率、分裂条件などは hDS-GA と同じものを用いる。
- 群淘汰 GA：群内の全個体の遺伝子を 1 つの遺伝子として扱い、群そのものを 1 つの個体と見なす GA である。(1) 初期設定では限界個体数ごとの群を作成し、(2) 個体の移動はない。(3) 行動は群内の個体どうして行うが、群内の全個体が得た利得の総和の累積を群の資産とする。(4) 個体の分裂と消滅は、群の資産が初期値の倍以上になると起きる。このとき、群は、分裂前の群の資産を半分ずつ持つ 2 群に分裂し、それぞれ遺伝子を引き継ぐ。ただし、それぞれの群の遺伝子は、個体

単位の遺伝子ごとに、突然変異確率 P_{mut} で変異する。消滅は、群の資産が 0 以下になると起き、群そのものが消滅する。(5) 群の動的隔離はなく、(8) ランダム消去では、群を無作為に消去する。

3. 集団粒度の最適化

MAS では、集団粒度のパラメータにおいて、システム最適な値と個体最適な値が異なるジレンマ状態である場合がある。たとえば、ある種の“共有地の悲劇 (The Tragedy of the Commons)”¹⁰⁾ゲームのように、集団内個体が多ければ多いほど個体あたりの利益が他の集団より大きくなるが、全体が使える資源を無駄使いしシステム全体としての利益が小さくなる場合である。本章では、隔離パラメータの 1 つである集団粒度がジレンマ状態である MAS を用い、hDS-GA と DS-GA および群淘汰 GA とにおいて、集団粒度がシステム最適値と個体最適値に対してどのように変化するか実験し、比較考察する。なお、島モデル GA は、構造上、集団粒度が変化しないので、本章では実験を省略する。各 GA を適用する MAS として、その標準問題として認知されている対戦型ゲーム⁷⁾を用いる。ここでは、考察が容易な、あらかじめシステム最適性と個体最適性の集団内個体数をそれぞれ設定できる同一行動選択ゲームを用いる。ただし、hDS-GA および DS-GA において、集団粒度は、限界個体数/2 から限界個体数までの間で分布し、1 つの値には収束しない。そこで、本章では、集団粒度の分布も比較する。

3.1 集団内個体数に応じて利得が変化する同一行動選択ゲーム

本章では対戦型ゲームの 1 つとして、2.2 節の学習アルゴリズム (3) 行動の部分に、集団内個体数に応じて利得が変化する同一行動選択ゲームを用いる。

(3-1) 対戦相手として同一コロニー内に存在する自己以外の 1 個体を無作為に選択する。

(3-2) 対戦する 2 個体は、それぞれの行動決定遺伝子 $Gene_{Act}(a)$ に従い行動 A, B, C, D を選択する。

(3-3) 互いの選択行動の組合せに応じて表 1 に従い利得を得る。

ここで、 $F(x)$ は、あるコロニー c 内に存在する個体数を $A_{Sum}(c)$ 、そのコロニーと同一メタコロニー内で無作為に選択されるコロニー rc 内に存在する個体数を $A_{Sum}(rc)$ とするとき、式 (1) で表されるものとする。

$$F(x) = 20 - |10 - A_{Sum}(rc)| - \frac{1}{2}|20 - A_{Sum}(c)| \quad (1)$$

表 1 同一行動選択ゲームの利得
Table 1 The profit table of coordination game.

| 自分 \ 相手 | 行動 A | 行動 B | 行動 C | 行動 D |
|---------|------|-------|-------|-------|
| 行動 A | F(x) | 0 | 0 | 0 |
| 行動 B | 0 | 2F(x) | 0 | 0 |
| 行動 C | 0 | 0 | 3F(x) | 0 |
| 行動 D | 0 | 0 | 0 | 4F(x) |

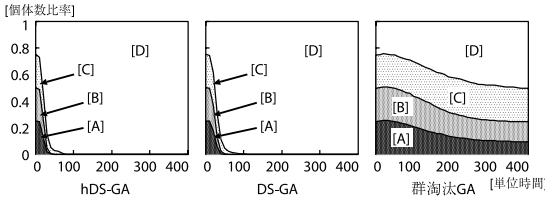


図 3 遺伝子別個体数比率の推移

Fig. 3 The history of population ratios among the action selection genes in a coordination game.

この対戦型ゲームは、コロニー内で同一行動を選択することで利得を得る。個体最適性は、自らのコロニー内個体数が 20 に近いほど高く、システム最適性は、すべてのコロニー内個体数が 10 に近いほど高い。すなわち、全個体が行動 D を獲得し、全コロニーの平均個体数が 10 となる場合にシステム最適性が最大となる。

各個体の行動決定遺伝子は、選択する行動を示す遺伝子 $Gene_{Act}(a) \in \{A, B, C, D\}$ とし、各コロニーが持つ限界個体数 $N_{LimA}(c)$ は、4 から 50 までの間とする。(1) 初期設定のときに、各個体の遺伝子と各コロニーの限界個体数を無作為に選択する。突然変異のときも、同様に選択する。

本章の実験における hDS-GA のパラメータは、初期メタコロニー数 $N_{InitM} = 1000$ 、限界コロニー数 $N_{LimC} = 10$ 、初期メタコロニー内コロニー数 $N_{InitC} = 10$ 、コロニー移動確率 $P_{migC} = 0.001$ 、突然変異確率 $P_{mut} = 0.001$ 、初期資産 $U_{Init} = 100$ とする。また、すべての個体 a に関して、個体移動確率 $P_{migA}(a) = 0.001$ とする。比較する DS-GA、群淘汰 GA のパラメータは、群数、コロニー数が同一で、対応する hDS-GA のパラメータと同じ値を用いる。

3.2 実験

本章の実験では、異なるランダム系列を用いた 100 回の試行すべてにおいて以下のような様相を示した。遺伝子別個体数比率の推移を図 3 に、平均集団内個体数の推移を図 4 に、400 単位時間における集団内個体数の分布を図 5 に、平均利得の推移を図 6 に示す。

行動決定遺伝子は、遺伝子別個体数比率の推移を示

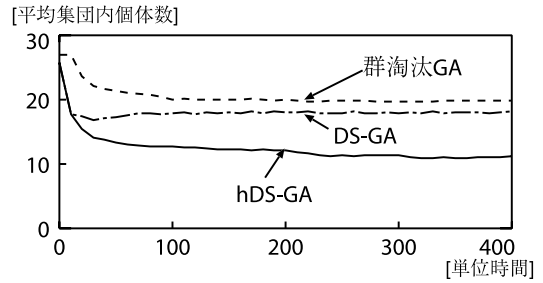


図 4 平均集団内個体数の推移

Fig. 4 History of mean group sizes in coordination game.

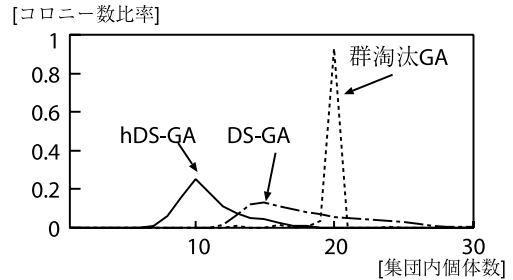


図 5 集団内個体数の分布

Fig. 5 The final distributions of group sizes in coordination game.

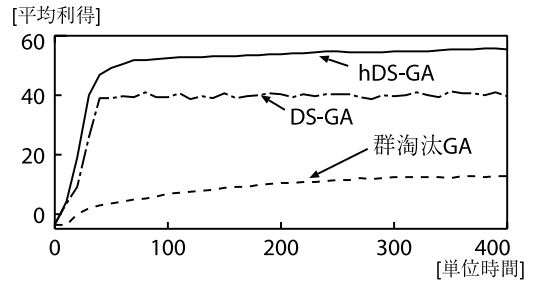


図 6 平均利得の推移

Fig. 6 History of mean profits in coordination game.

した図 3 より、hDS-GA や DS-GA では 100 単位時間以内でも行動 D を選択する個体が占められた。しかし、群淘汰 GA では 400 単位時間では収束しなかった。これは、hDS-GA と DS-GA が、DS-GA の <性質 4: 高収束性>¹⁾を持つためである。

集団内個体数は、平均集団内個体数の推移を示す図 4 より、hDS-GA と DS-GA では最初の約 20 単位時間で急に減少した。これは、コロニー内の個体数が小さいほど、そのコロニー内個体は、同一行動をより短時間で獲得しやすく、同一行動を獲得した個体を持つコロニーが、より早く増加したためである。その後、hDS-GA ではシステム最適性が高い 10 近くまで徐々に減少した。しかし、DS-GA では、徐々にシステム最適性が低い 20 近くまで増加し、群淘汰 GA では、

徐々にシステム最適性が低い20に近づいた。

400 単位時間における集団内個体数の分布は、集団内個体数の分布を示す図 5 より、群淘汰 GA よりも hDS-GA や DS-GA の方が幅広く分布していた。これは、hDS-GA や DS-GA では、集団内個体数が限界個体数 /2 から限界個体数までの範囲で分布するためである。しかし、hDS-GA の集団内個体数の平均値は、システム最適値に近い値を示し、分布全体で比較しても、DS-GA や群淘汰 GA よりシステム最適値に近いため、システム最適な粒度を獲得したといえる。

各個体の得る利得は、平均利得を示す図 6 より、hDS-GA では平均集団内個体数の減少とともに約 40 単位時間で約 50 まで増加し、その後 55 程度で安定した。DS-GA では最初の約 50 単位時間で約 40 まで増加し安定した。群淘汰 GA では、徐々に増加したが、最終的に約 15 で安定した。

3.3 考察

ここでは、hDS-GA だけが、離隔パラメータの1つである集団粒度に、個体最適性とシステム最適性のジレンマがある場合においても、システム最適な集団粒度を獲得した。その理由は、hDS-GA だけが、コロニーのメタコロニーへの動的離隔を持つためであると考えられる。

メタコロニーへの動的離隔のない DS-GA や群淘汰 GA では、集団粒度をコロニー間や群間といった集団間における増加率の差により学習する（以下、集団間学習と記す）。システム最適性と個体最適性が異なるジレンマ環境では、個体最適性の高い粒度を持つ集団に所属する個体は、システム最適性の高い粒度を持つ集団に所属する個体に比べて利得が大きい。そのため、個体最適な粒度を持つ集団は、他のシステム最適な粒度を持つ集団よりも増加が早い。DS-GA や群淘汰 GA では、このような集団間学習により、集団全体が得る利得を減少させるが自らは高い利得を得る個体最適な粒度を持つ集団が増加する。

一方、メタコロニーへの動的離隔のある hDS-GA では、集団間学習に加えメタコロニーというメタ集団間における増加率の差による集団粒度の学習が存在する（以下、メタ集団間学習と記す）。メタ集団間学習においてシステム最適な粒度を持つ集団が増加するときに作用しているメカニズムは、DS-GA において集団間学習によりシステム最適な遺伝子を持つ個体が増加するときに作用しているメカニズム¹⁾と同様である。

ここで、各メタコロニー内におけるシステム最適なコロニー数比率の推移の概念を示す図 7 と、その中の2個のメタコロニーに注目して集団粒度の最適化過

メタコロニー内におけるシステム最適コロニー数比率

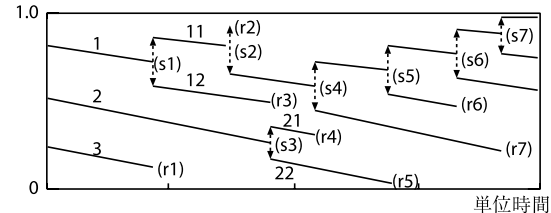


図 7 システム最適なコロニー数比率の推移の概念

Fig. 7 Schematic explanation on the increase in number of system-level optimal colonies.

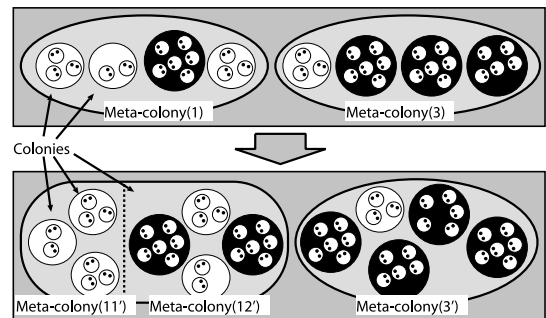


図 8 集団粒度の最適化過程の概念

Fig. 8 Process of system-level optimizing for group sizes.

程の概念を示す図 8 を用いて、メタ集団間学習によりシステム最適な集団粒度を持つコロニーの増加を説明する。図 7 における横軸が単位時間、縦軸がメタコロニー内におけるシステム最適なコロニー数比率を示す。3本の線が3個のメタコロニーを示し、メタコロニーへの動的離隔を線の分裂 (s1 ~ s7) で、それに対応するメタコロニーのランダム消去を線の消滅 (r1 ~ r7) で示す。また、図 8 におけるメタコロニー (1) と (3) は、それぞれ図 7 における線 1 と線 3 で示されるメタコロニーを示す。

メタコロニー内では、DS-GA や群淘汰 GA と同様に、より個体最適性の高いコロニー (図 8 中黒) の増加が早い (図 8 中 (1) (11'), (12') : (3) (3'))。そのため、図 7 中のそれぞれの線 1, 2, 3 は右下がりとなる。しかし、メタコロニー間では、システム最適なコロニー (図 8 中白) の比率が高いメタコロニー内の個体の方が早く増加し、コロニーの離隔とそれによるメタコロニーの離隔を起こしやすい (図 8 中 (1) (11'), (12'))。このとき、コロニーを無作為にメタコロニーへ動的離隔するので、同じメタコロニーからできる新たな2個のメタコロニー (図 8 中 (11'), (12')) に存在するシステム最適なコロニーの比率は同じにならず、ゆらぎが生じる (DS-GA の <性質 2: 動的離隔探索>¹⁾)。

表2 様々なメタ離隔パラメータを用いた 100 試行において，集団内個体数のシステム最適値を獲得した割合

Table 2 Percentages of runs that achieved the system-level optimal over 100 runs, across different parameters.

| | | (%) | | | | | |
|-------------------|--------------------|------|------|-----|-----|-----|-----|
| P _{MigC} | N _{initP} | 2000 | 1000 | 500 | 200 | 100 | 50 |
| | N _{limC} | 5 | 10 | 20 | 50 | 100 | 200 |
| 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 96 | 27 | 0 |
| 0.0001 | 100 | 100 | 100 | 100 | 89 | 19 | 0 |
| 0.001 | 100 | 100 | 100 | 100 | 71 | 8 | 0 |
| 0.01 | 100 | 100 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0.1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

hDS-GA のアルゴリズムでは，メタコロニーの数が動的離隔 (図 7 中 (s1) ~ (s7)) により初期メタコロニー数 (図 7 の例では 3 個) を超えると，メタコロニーをランダム消去 (図 7 中 (r1) ~ (r7)) する．これを繰り返し続けると，図 7 に示すように，システム最適性の高い粒度を持つコロニー数比率がより高いメタコロニーの離隔が早く，システム最適性の高い粒度を持つコロニーが全体を占める．これが，hDS-GA で，システム最適性の高い集団粒度を獲得する理由であり，この hDS-GA の性質を < 性質 1 : 集団粒度の最適化 > と呼ぶ．

限界コロニー数とコロニー移動確率の 2 種類のメタ離隔パラメータの様々な値の組合せをそれぞれ 100 試行ずつ実験し，個体最適値である 20 よりシステム最適値である 10 に近い集団内個体数である 15 以下を得た割合を表 2 に示す．限界コロニー数がある程度小さく，コロニー移動確率もある程度小さい場合，コロニーの限界個体数が最適化されることで最適な集団内個体数分布を獲得した．このことから，集団内個体数の最適化において，メタ離隔パラメータに関して厳密なパラメータ設定が必要ないことが分かる．

4. 移動確率の最適化

MAS では，移動頻度のパラメータにおいて，システム最適値と個体最適値が異なるジレンマ状態である場合がある．たとえば，移動を考慮した「囚人のジレンマ (The Prisoner's Dilemma)⁷⁾」ゲームのように，移動確率が高ければ高いほど，裏切個体が新たな協調個体と接触し，裏切個体の利得が大きくなるが，システム全体としての利得が小さくなる場合である．本章では，対戦だけでなく，離隔パラメータの 1 つである個体の移動確率がジレンマ状態である MAS を用い，hDS-GA と DS-GA および島モデル GA とにおいて，個体の移動確率がシステム最適値と個体最適値

表3 囚人のジレンマゲームの利得

Table 3 The profit table of Prisoner's Dilemma Game.

| 自分 \ 相手 | 協調C | 裏切D |
|---------|-----|-----|
| 協調C | 4 | 1 |
| 裏切D | 5 | 2 |

に対してどのように変化するか実験し，比較考察する．なお，群淘汰 GA は，構造上，個体の移動がないので，本章では実験を省略する．各 GA を適用する MAS として，考察の容易な，移動により利得が増減する囚人のジレンマゲームを用いる．

4.1 移動により利得が増減する囚人のジレンマゲーム

本章では対戦型ゲームの 1 つとして，2.2 節の学習アルゴリズム (2) 個体の移動の部分と (3) 行動の部分に，移動により利得が増減する囚人のジレンマゲームを用いる．

- (2-1) 各個体が持つ移動確率 $P_{migA}(a)$ に従い移動の有無を決定する．
- (2-2) 移動する場合，同一コロニー内に存在する個体を無作為に選択し，式 (2) に従い利得をやりとりする．

$$\begin{aligned}
 U_A(a, t) &= U_A(a, t - 1) + 1 \\
 U_A(ra, t) &= U_A(ra, t - 1) - 5
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

ただし， ra は移動前の同一コロニー内から無作為に選択した個体とする．

- (2-3) 移動先となるコロニーを同一メタコロニー内から無作為に選択し，移動する．
- (3-1) 対戦相手として同一コロニー内に存在する自己以外の 1 個体を無作為に選択する．
- (3-2) 対戦する 2 個体は，それぞれの行動決定遺伝子 $Gene_{Act}(a)$ に従い協調 C，裏切 D を選択する．
- (3-3) 互いの選択行動の組合せに応じて表 3 に従い利得を得る．

この対戦型ゲームは，コロニー内で対戦することで利得を得る．移動に関する個体最適性は移動する方が高く，システム最適性は移動しない方が高い．また，行動に関する個体最適性は裏切 D を選択する方が高く，システム最適性は協調 C を選択する方が高い．すなわち，全個体が協調 C を獲得し，移動確率が最小値である 0 となる場合にシステム最適性が最大となる．

各個体の行動決定遺伝子は，協調 C を選択する確率を示す遺伝子 $Gene_{Act}(a) \in \{ \frac{0}{3}, \frac{1}{3}, \frac{2}{3}, \frac{3}{3} \}$ とし，各個体が持つ移動確率 $P_{migA}(a)$ は，0 から 1 までの間とする．(1) 初期設定のときに，各個体の遺伝子と

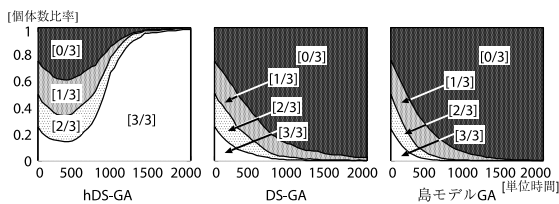


図 9 遺伝子別個体数比率の推移

Fig. 9 The history of population ratios among the action selection genes in a Prisoner's Dilemma Game.

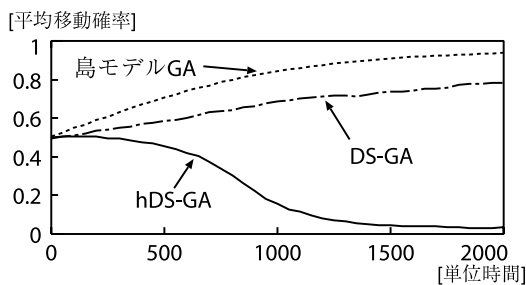


図 10 平均個体移動確率の推移

Fig. 10 History of mean migration probability in a Prisoner's Dilemma Game.

移動確率を無作為に選択する．突然変異のときも，同様に選択する．

本章の実験における hDS-GA のパラメータは，初期メタコロニー数 $N_{InitM} = 1000$ ，限界コロニー数 $N_{LimC} = 10$ ，初期メタコロニー内コロニー数 $N_{InitC} = 10$ ，コロニー移動確率 $P_{migC} = 0.001$ ，突然変異確率 $P_{mut} = 0.001$ ，初期資産 $U_{Init} = 100$ とする．また，すべてのコロニー c に関して，限界個体数 $N_{LimA}(c) = 10$ とする．比較する DS-GA，島モデル GA のパラメータは，島数，コロニー数が同一で，対応する hDS-GA のパラメータと同じ値を用いる．

4.2 実験

本章の実験では，異なるランダム系列を用いた 100 回の試行すべてにおいて以下のような様相を示した．遺伝子別個体数比率の推移を図 9 に，平均個体移動確率の推移を図 10 に，移動と行動による平均利得の推移を図 11 に示す．

行動決定遺伝子は，遺伝子別個体数比率の推移を示した図 9 より，hDS-GA では約 1,500 単位時間でつねに協調 C を選択する個体で占められ，DS-GA，島モデル GA では約 1,000 単位時間でつねに裏切り D を選択する個体で占められた．

個体移動確率は，平均個体移動確率の推移を示す図 10 より，hDS-GA では徐々に減少し，最終的には 0 近くで安定した．DS-GA および島モデル GA では

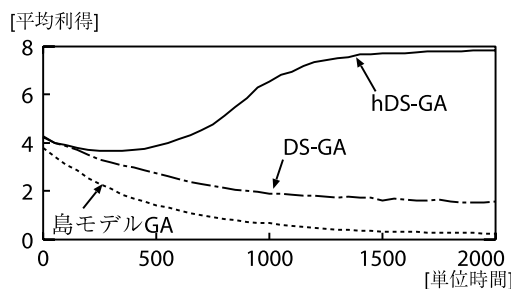


図 11 平均利得の推移

Fig. 11 History of mean profits in a Prisoner's Dilemma Game.

徐々に増加した．

各個体の得る利得は，平均利得を示す図 11 より，hDS-GA では，最初の約 300 単位時間まで減少するが，その後増加し続け約 1,500 単位時間で 8 近くまで増加し安定した．DS-GA および島モデル GA では，最初から徐々に減少し続けた．

4.3 考察

ここでは，hDS-GA だけが，隔離パラメータの 1 つである個体の移動頻度に個体最適性とシステム最適性のジレンマがある場合においても，システム最適な移動頻度を獲得した．その理由は，hDS-GA だけが，コロニーのメタコロニーへの動的隔離を持つためであると考えられる．

メタコロニーへの動的隔離のない DS-GA や島モデル GA では，移動頻度に関するパラメータを持つ個体が集団間を移動するので，移動頻度に関するパラメータに関しては集団間学習は存在せず，個体間における増加率の差により学習する（以下，個体間学習と記す）．システム最適性と個体最適性が異なるジレンマ環境では，個体最適性の高い移動頻度を持つ個体は，システム最適性の高い移動頻度を持つ個体に比べて利得が大きく，そのような個体は，他のシステム最適な個体よりも増加が早い．DS-GA や島モデル GA では，このような個体間学習により，集団全体が得る利得を減少させるが自らは高い利得を得る個体最適な移動頻度を持つ個体が増加する．

一方，メタコロニーへの動的隔離のある hDS-GA では，個体の移動がメタコロニーというメタ集団内に制限されるため，個体間学習に加えメタ集団間学習による移動頻度の学習が存在する．3 章の考察で述べたように，システム最適性の高い移動頻度を持つ個体が多いメタコロニーは利得の総和が大きく，そのようなメタコロニーは，他の個体最適な移動頻度を持つ個体の多いメタコロニーよりも増加が早い．hDS-GA で

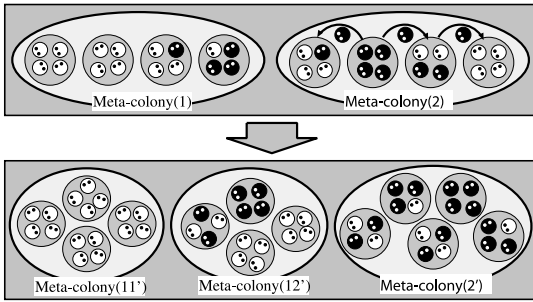


図 12 移動頻度の最適化過程の概念

Fig. 12 Process of system-level optimizing for migration probabilities.

は、このようなメタ集団間学習により、自らは高い利得を得ないが集団全体が得る利得を増加させるシステム最適な移動頻度を持つ個体が多いメタコロニーが増加する作用が存在する。

ここで、メタ集団間学習によりシステム最適な移動頻度を持つ個体の増加を、移動頻度の最適化過程の概念を示す図 12 を用いて述べる。メタコロニー内では、DS-GA や島モデル GA と同様に、個体間学習により個体最適性の高い個体 (図 12 中黒) の増加が早い (図 12 中 (1) (11'), (12') : (2) (2'))。一方、メタコロニー間では、3 章で述べた理由と同様に、メタ集団間学習により、システム最適な個体 (図 12 中白) の比率が高いメタコロニー内の個体の方が早く増加し、コロニーへの離隔とそれによるメタコロニーへの離隔を起こしやすい (図 12 中 (1) (11'), (12'))。このとき、同じメタコロニーからできる新たな 2 個のメタコロニー (図 12 中 (11'), (12')) 内に存在するシステム最適な移動頻度を持つ個体の比率が同じにならず、ゆらぎが生じる (DS-GA の < 性質 2 : 動的離隔探索 > ¹⁾)。この結果、より高いシステム最適な個体数比率を得たメタコロニーは、さらに増加が早い。このようなメタ集団間学習により、システム最適な移動頻度を持つ個体が増加する。一方、個体間学習により個体最適な移動頻度を持つ個体が増加する影響はメタコロニー内に閉じている。そのため、メタ集団間学習が支配的な影響を与え、システム最適性の高い移動頻度を持つ個体が全体を占める。これが、hDS-GA で、システム最適性の高い個体の移動頻度を獲得する理由であり、この hDS-GA の性質を < 性質 2 : 移動頻度の最適化 > と呼ぶ。

限界コロニー数とコロニー移動確率の 2 種類のメタ離隔パラメータの様々な値の組合せをそれぞれ 100 試行ずつ実験し、システム最適値に近い移動確率である 0.1 以下を得た割合を表 4 に示す。限界コロニー数が

表 4 様々なメタ離隔パラメータにおける移動確率のシステム最適値を獲得した割合

Table 4 Percentages of runs that achieved the system-level optimal over 100 runs, across different parameters.

| | | (%) | | | | | |
|--------|---------|------|------|-----|-----|-----|-----|
| P MigC | N initP | 2000 | 1000 | 500 | 200 | 100 | 50 |
| | N limC | 5 | 10 | 20 | 50 | 100 | 200 |
| 0 | 100 | 100 | 100 | 97 | 35 | 1 | 0 |
| 0.0001 | 100 | 100 | 100 | 97 | 21 | 0 | 0 |
| 0.001 | 100 | 100 | 100 | 42 | 0 | 0 | 0 |
| 0.01 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0.1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

ある程度小さく、コロニー移動確率もある程度小さい場合、個体の移動確率が最適化された。このことから、移動確率の最適化において、メタ離隔パラメータに関して厳密なパラメータ設定が必要ないことが分かる。

5. 工学的 MAS への応用

3 章および 4 章では、移動確率と集団内個体数を個々に取り上げ、それぞれが MAS 全体にとって最適な値を獲得することを実験的に示した。実際の MAS では、これらのパラメータに関して個々に最適化が必要な場合だけでなく、同時に最適化が必要な場合もある。また、MAS 全体にとって最適なパラメータが、全個体、全コロニーに共通であるとは限らない。すなわち、集団内個体数の大きいコロニーと小さいコロニーにそれぞれ存在する移動確率の高い個体と低い個体が互いに協力することで、システム最適性を得る MAS も存在する。本章では、このような MAS の例として A, B 採取・P 生成 MAS を用いて、hDS-GA による最適な移動確率と最適な集団内個体数の獲得について述べる。

5.1 A, B 採取・P 生成 MAS

本章では、MAS の実験モデルとして、2.2 節の学習アルゴリズム (3) 行動の部分に、A, B 採取・P 生成 MAS を適用する。この MAS は、より少ないコストで物体 A, B を採取し、採取した 2 物体からより多くの物体 P を生成することを MAS の目的とする。A, B 採取・P 生成 MAS の概念を図 13 に示す。

ロボット a が時刻 t に保持する A, B, P の 3 物体の量を、それぞれ $E_A(a, t)$, $E_B(a, t)$, $E_P(a, t)$ で表す。(3) 行動では、各ロボットは、3 物体のそれぞれの量を操作する単位時間ごとの (3-a) 仕事 (3-b) 贈与 (3-c) 消費を行う。また、(4) 分裂と消滅では、生成した物体 P を資産として用いる。

(3-a) 仕事 (採取・生成)

ロボット a は、フィールドから無尽蔵に存在する物

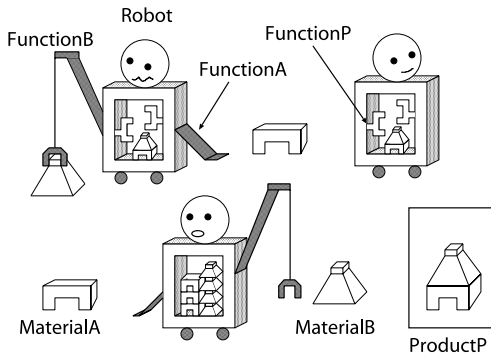


図 13 A, B 採取・P 生成 MAS の概念

Fig. 13 A MAS composed of agents that can extract two types of material and fabricate one type of product (2M-1P MAS).

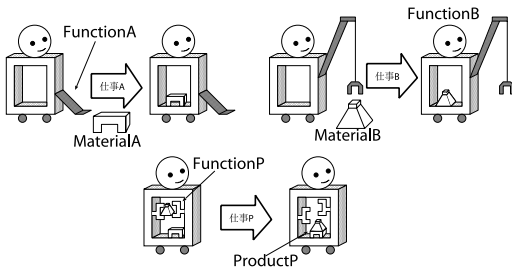


図 14 仕事の概念

Fig. 14 Schematic explanation of the task.

体 A, 物体 B をそれぞれ採取する機能 A, 機能 B と, 2 種類の物体 A, B から物体 P を生成する機能 P の 3 種類の独立な機能をそれぞれ持ちうる. 時刻 t におけるロボット a の仕事 $Act(a, t) \in \{A, B, P\}$ は, ロボット a が持つ機能の中から単位時間ごとに 1 種類の機能が無作為に選択, 実行される (図 14). また, いずれの機能も持たないロボットは, どの仕事もしない.

物体 A, B をフィールドから採取するそれぞれの機能の性質は, 最適な集団内個体数がそれぞれ異なるよう以下のように設定する.

機能 A: 物体 A を採取する機能, その採取量は, 同一コロニー内に, 機能 A を持つほか個体数が増加するほど増加するが, 機能 B を持つ個体数が増加するほど減少する.

機能 B: 物体 B を採取する機能, その採取量は, 同一コロニー内に, 機能 A および機能 B を持つ個体数が増加するほど減少する.

機能 P: 物体 P を生成する機能, その生成量は, 機能 A, 機能 B および機能 P を持つ個体数にかかわらず, 自らが保持する物体 A, B の量に依存する.

同一コロニー c 内で機能 A を保持する個体数を $N_A(c)$, 機能 B を保持する個体数を $N_B(c)$ としたと

表 5 A, B 採取・P 生成 MAS における遺伝子

Table 5 Genetic determination of the agents capabilities in the 2M-1P MAS.

| | 1ビット目 | 2ビット目 | 3ビット目 |
|---------|--------|--------|--------|
| 物体名 | A | B | P |
| 行動決定遺伝子 | 0 or 1 | 0 or 1 | 0 or 1 |

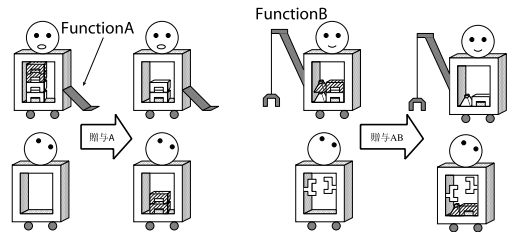


図 15 贈与の概念

Fig. 15 Schematic explanation of donation mechanism.

き, 各機能がそれぞれの物体を採取・生成する量を式 (3), 式 (4), 式 (5) に示す.

- 物体 A の採取 (if $Act(a, t) = A$)

$$E_A(a, t+1) = E_A(a, t) + \frac{N_A(c)}{N_B(c) + 1} \quad (3)$$

- 物体 B の採取 (if $Act(a, t) = B$)

$$E_B(a, t+1) = E_B(a, t) + \frac{100}{N_A(c)N_B(c) + 1} \quad (4)$$

- 物体 P の生成 (if $Act(a, t) = P$)

$$\begin{aligned} E_A(a, t+1) &= E_A(a, t) - \min \\ E_B(a, t+1) &= E_B(a, t) - \min \\ E_P(a, t+1) &= E_P(a, t) + \min \\ \min &= \min\{E_A(a, t), E_B(a, t)\} \end{aligned} \quad (5)$$

これらの機能と行動を決定する遺伝子として, ロボット a は 3 種類の物体ごとに [機能無]:0, [機能有]:1 とラベルづける 8 通りの 3 bits 遺伝子 $Gene_{A,B,P}(a) \in \{[000], [001], [010], [011], [100], [101], [110], [111]\}$ のいずれかを持つ (表 5).

(3-b) 贈与

ロボット a は, 同一コロニー内で無作為に選択するロボット ra に, 自らの保持する各物体 A, B, P のそれぞれ半分を同時に一方的に贈与する (図 15). 一方的とは, a が ra に贈与しても, ra は, 必ずしも, a には贈与しないことを示す. a から ra への贈与による, 各物体 A, B, P の量の変化を式 (6) に示す.

$$x \in \{A, B, P\}, \forall x$$

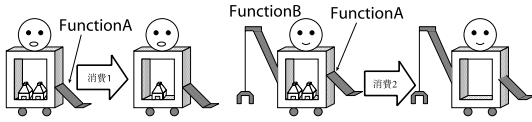


図 16 消費の概念

Fig. 16 Schematic explanation of the consumption mechanism.

$$\begin{aligned} E_x(a, t + 1) &= E_x(a, t) - \frac{1}{2}E_x(a, t) \\ E_x(ra, t + 1) &= E_x(ra, t) + \frac{1}{2}E_x(a, t) \end{aligned} \quad (6)$$

(3-c) 消費

採取・生成機能維持のために消費する機能維持コスト $Cost_{main}$ (maintenance cost) として、維持する機能の数 $\times Cost_{main}$ を単位時間ごとに E_P から消費する。また、(2) で移動した場合、移動コスト $Cost_{mig}$ (migration cost) として、維持する機能の数 $\times Cost_{mig}$ を消費する (図 16)。

$$\begin{aligned} E_P(a, t + 1) &= E_P(a, t) \\ &\quad - Cost \times \sum_{x \in \{A, B, P\}} Gene_x(a) \end{aligned} \quad (7)$$

where $Cost = \begin{cases} Cost_{main} + Cost_{mig} & \text{(if } a \text{ migrate at } t) \\ Cost_{main} & \text{(else)} \end{cases}$

(4) 分裂と消滅

ロボット a を分裂、消滅させる資産として、物体 P の量 $E_P(a, t)$ を用いる。各ロボットは、 $E_P(a, t)$ が初期値の倍以上になると 2 個体に分裂し、0 以下になると消滅する。分裂の際、A, B, P の 3 物体の量は半分ずつになり、遺伝子は引き継ぐ。このとき、機能ごとに突然変異確率 P_{mut} で遺伝子に変異する。

この MAS の環境は、各機能を用いる 3 種類の仕事の分業により機能維持コストをおさえ、互いの贈与により物体の不足を補うことで MAS 全体にとって高い最適性を得る環境である。すなわち、前述のように (3-a) 仕事を設定することで、物体 A を採取する個体にとって集団内個体数が大きい方が採取効率が高いが、物体 B を採取する個体にとって集団内個体数が小さい方が採取効率が高い環境となる。また、前述のように (3-b) 贈与 (3-c) 消費を設定することで、個体にとっては移動しない方がコストが少なく個体最適性が高いが、MAS 全体にとっては物体 A の採取と物体 B の採取にコロニーごとに分業し、一部の個体がコロニー間を移動した方が P の生成効率が高い環境となる。

本実験では、実験結果の検証を容易にするため、各コロニーが持つ限界個体数を $N_{LimA} \in \{5, 10, 20, 40\}$

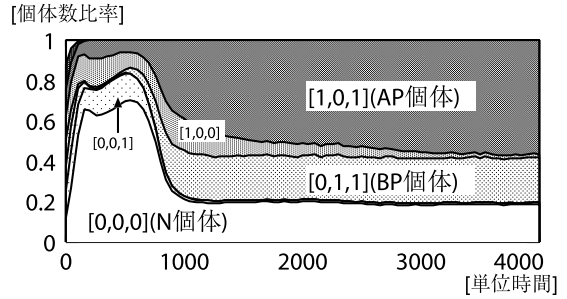


図 17 遺伝子別個体数比率の推移

Fig. 17 The history of population ratios among the agents in the 2M-1P MAS.

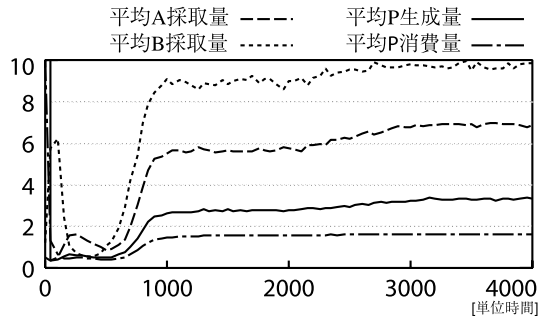


図 18 平均 A, B 採取量, 平均 P 生成量および平均 P 消費量の推移

Fig. 18 The history of mean extracted amount of A, B, mean produced amount of P, and mean consumption across all agent.

の 4 通り、各個体が持つ移動確率を $P_{migA} \in \{1, 0.1, 0.01, 0.001\}$ の 4 通りとする。また、本章の実験で用いるその他のパラメータは、 $N_{initM} = 10000$, $P_{mut} = 0.001$, $N_{LimC} = 10$, $P_{migC} = 0.001$, $Cost_{main} = 1$, $Cost_{mig} = 10$, すべての個体 a , すべての種類の物体 x に関して、 $E_x(a, 0) = 100$ とし、異なるランダム系列を用いて 100 試行する。

5.2 実験

本章の実験では、100 回の試行すべてにおいて後述する様相が現れた。代表的な結果として、遺伝子別個体数比率を図 17 に、物体 A, B, P の平均採取・生成量と、物体 P の平均消費量を図 18 に示す。平均 P 生成量と平均 P 消費量の差が平均 P 取得量である。

また、コロニーの構成を検証するため、各個体の 8 通りの遺伝子 $Gene \in \{000, 001, 010, 011, 100, 101, 110, 111\}$ 、個体が所属するコロニーの 4 通りの限界個体数 $N_{LimA} \in \{5, 10, 20, 40\}$ 、4 通りの移動確率 $P_{migA} \in \{1, 0.1, 0.01, 0.001\}$ の $8 \times 4 \times 4 = 128$ 通りに分類した個体数比率を図 19 に示す。

図 17 および図 18 より、最初の約 100 単位時間までは、消費コストが必要ない [000] 個体の比率が急激

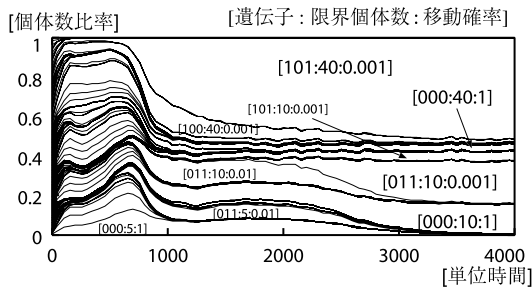


図 19 遺伝子、限界個体数および移動確率別個体数比率の推移
Fig. 19 History of the population ratios among various limit agent numbers, genes, and migration probabilities.

に増加した．約 100 から約 600 単位時間までの約 500 単位時間の間は，[000]，[001]，[100]，[101] などの遺伝子を持つ個体が共存した．このとき，平均 P 取得量（平均 P 生成量 - 平均コスト）は 0 に近かった．約 600 から約 800 単位時間までの約 200 単位時間において，[101]，[011] の遺伝子を持つ 2 種類の個体が急激に増加し，その増加にともない平均 P 取得量が増加した．その後，その 2 種類と [000] の遺伝子を持つ個体が計 97% 以上を占め，共存し続けた．最終的に共存した [101]，[011]，[000] の遺伝子を持つ 3 種類の個体ごとに検証する．

[101] 個体：物体 A を採取し，物体 P を生成する個体（AP 個体）である．全個体数の約 57% を占める．99% 以上の AP 個体は，移動確率が 0.001 である．また，約 91% の個体が，限界個体数が 40 のコロニーに存在する．

[011] 個体：物体 B を採取し，物体 P を生成する個体（BP 個体）である．全個体数の約 22% を占める．99% 以上の BP 個体は，移動確率が 0.001 である．また，約 98% の個体が，限界個体数が 10 のコロニーに存在する．

[000] 個体：採取・生成行動をしない個体（N 個体）である．全個体数の約 19% を占める．99% 以上の N 個体は，移動確率が 1 である．単位時間ごとに移動するため，すべてのコロニーに存在する．

これら 3 種類の個体が存在するメタコロニーの概念を図 20 に示す．

これら 3 種類の個体は，いずれも単独では物体 P の継続的な生成ができない．また，AP 個体と BP 個体は限界個体数が異なる別のコロニーに存在し，ほとんど移動しないため，互いに採取した物体 A，B を贈与できない．

ここで，これら 3 種類の個体の協力関係を，[遺伝子：限界個体数：移動確率] 別の個体数比率を示した

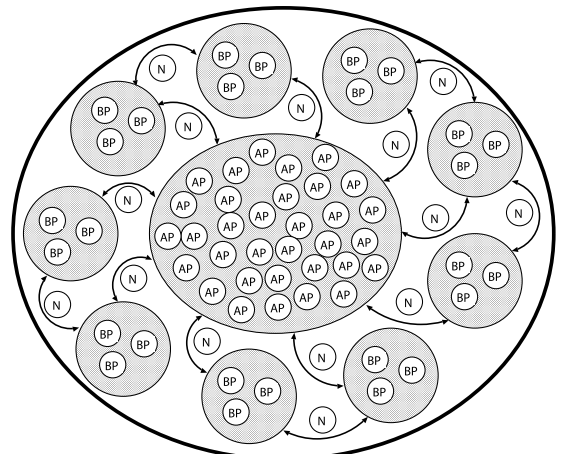


図 20 メタコロニーにおいて獲得された役割の概念
Fig. 20 Conceptual representation of the acquired roles.

図 19 より，全体の約 91% を占めている [101:40:0.001]，[011:10:0.001]，[000:40:1]，[000:10:1] の 4 通りの個体の協力関係として考える．限界個体数が 40 のコロニーでは，移動しない AP 個体 [101:40:0.001] が多数を占め，多くの物体 A を採取している．限界個体数が 10 のコロニーでは，移動しない BP 個体 [011:10:0.001] が半数を占め，多くの物体 B を採取している．移動確率が 1 である N 個体 [000*:1] は，限界個体数が 40 のコロニーと 10 のコロニーを移動している．このとき，限界個体数が 40 のコロニーでは，物体 A が多く存在するため，N 個体は物体 A をより多く受け取っている．また，限界個体数が 10 のコロニーでは，物体 B が多く存在するため，N 個体は物体 B をより多く受け取っている．この結果，N 個体を MAS 全体から見ると，AP 個体が限界個体数が 40 のコロニーで採取した物体 A と，BP 個体が限界個体数が 10 のコロニーで採取した物体 B をメタコロニー内に循環させる役割を果たす．これは，人の体内に存在する赤血球が酸素の多いところでは酸素と結合し酸素の少ないところでは酸素を放出することで，肺から体全体に酸素を循環させる役割を果たすのと同様に，個体レベルでは明示的には“物体の循環”という行為をしていないが，システムレベルでは物体 A，B を循環させる役割が創発しているのとらえることができる．

5.3 考察

従来の DS-GA では移動確率が 1 の N 個体が多数を占めて P 生成量が 0 に収束したが，hDS-GA による学習では，それぞれのコロニーにおいて異なる集団粒度の組合せを獲得し，それぞれの個体において異なる移動頻度の組合せを獲得した．その理由は，<性質

1：集団粒度の最適化> や< 性質 2：移動頻度の最適化> の性質が得られたのと同様に、コロニーからメタコロニーへの動的離隔を持つためであると考えられる。

メタコロニーへの動的離隔のある hDS-GA では、メタコロニー内では個体最適なコロニーと個体が全体を占めようとする。メタコロニー間では、コロニーの粒度や個体の移動頻度に関して、それぞれシステム最適な組合せが存在する場合、それらの組合せはより早く増加し、コロニーの動的離隔とそれによるメタコロニーの動的離隔を起こしやすい。また、その過程において、DS-GA の< 性質 2：動的離隔探索>¹⁾によりシステム最適な個体の比率の高いメタコロニーが現れる可能性がある。その結果、システム最適性の高い個体の組合せとシステム最適性の高いコロニーの組合せを持つメタコロニーが増えいき、メタコロニー内においてシステム最適な離隔パラメータの組合せを獲得する。これが、hDS-GA でシステム最適性の高い粒度を持つコロニーの組合せと、システム最適性の高い移動頻度を持つ個体の組合せを獲得する理由であると考えられる。この hDS-GA の性質を< 性質 3：離隔パラメータの組合せの最適化> と呼ぶ。

本章の実験は、3章4章の実験に比べシステムが複雑であるため、システム最適性の正確な解析が困難である。しかし、以上の考察から、A, B 採取量が異なる、B を採取する個体の限界個体数が最小値である 5 にならない、限界個体数が 10 のコロニーにいる個体の一部が A を採取するなど、システム最適性を得た結果であると考えられる。

これらの結果から、集団内個体数と移動確率においてシステム最適性を得る性質がある hDS-GA を MAS に適用することで、集団内個体数の大きいコロニーと小さいコロニーにそれぞれ存在する移動確率の大きい個体と小さい個体が互いに協力し、システム最適性の高い集団を構成する性質がうかがえる。

6. おわりに

本論文では、マルチエージェントシステムに適用する学習手法として、2つの階層において動的な離隔が存在することで、離隔パラメータが適応的にシステム最適化される階層化動的離隔型 GA (hDS-GA) を提案した。集団粒度と個体の移動頻度に関する2種類の離隔パラメータをそれぞれ取り上げ、従来手法である DS-GA と島モデル GA、および群淘汰 GA と実験的に比較した。従来の動的離隔型 GA (DS-GA) では、ジレンマ環境においてシステム最適な離隔パラメータの値を得なかった。メタコロニーへの動的離隔のある

hDS-GA は、離隔パラメータの作用がメタコロニー内に制限されることで、< 性質 1：集団粒度の最適化> および< 性質 2：移動頻度の最適化> の性質を持ち、ジレンマ環境においても適応的にシステム最適な離隔パラメータを獲得することを示した。また、工学的な MAS への適用例として、A, B 採取・P 生成 MAS に hDS-GA を適用し、上記の性質が同時に有効に機能しシステム最適化することを示した。さらに、その適用例において、粒度の大きいコロニーと小さいコロニーにそれぞれ存在する移動頻度の高い個体と低い個体が互いに協力することで MAS 全体が高いシステム最適性を得た。このことから、hDS-GA が、個体ごとやコロニーごとにそれぞれ異なる集団粒度と移動頻度のシステム最適な組合せを獲得する< 性質 3：離隔パラメータの組合せの最適化> を持つことを示した。これは、MAS の分業や組織化の実現を目指す手法として有効であると考えられる。

本論文では、離隔に関するパラメータについて議論した。今後の課題として、突然変異率や交叉率などのパラメータの最適化がある。自然界においてほとんどの突然変異が有害であるように、ある程度学習が進んだ GA では、突然変異や交叉は個体の適応度を下げる可能性が高い。このため、突然変異率や交叉率が低いほど個体最適性が高い。しかし、GA 全体にとってはある程度高い値が必要である。そこで、これらのパラメータに関しても個体最適性とシステム最適性が異なるジレンマ環境ととらえ、hDS-GA の適用によるシステム最適なパラメータの獲得を検討している。

謝辞 本研究は通信・放送機構の研究委託「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) 中山功一, 松井博和, 野村由司彦: 動的離隔型 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 (TOM 7), pp. 95-109 (2002).
- 2) Cohoon, J.P., Martin, W.N. and Richards, D.S.: A Multi-population Genetic Algorithm for Solving the K-Partition Problem on Hypercubes, *Proc. 4th ICGA*, pp.244-248 (1991).
- 3) 廣安知之, 三木光範, 上浦二郎: 実験計画法を用いた分散遺伝的アルゴリズムのパラメータ推定, 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(TOM 7), pp.199-217 (2002).
- 4) 澤井秀文, 木津左千夫, 遠藤哲郎: パラメータの設定を不要にした遺伝的アルゴリズム, 電子情報

通信学会論文誌, Vol.J81-D-2, No.2, pp.450-452 (1998).

- 5) 木津左千夫, 澤井秀文, 足立 進: 可変な局所集団の適応的探索を用いたパラメータフリー遺伝的アルゴリズムとその並列分散処理への拡張, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J82-D-2, No.3, pp.512-521 (1999).
- 6) 廣安知之, 三木光範, 佐野正樹, 谷村勇輔, 濱崎雅弘: 2 個体分散遺伝的アルゴリズム, 計測自動制御学会論文集, Vol.38, No.11, pp.990-995 (2002).
- 7) Robert Axelrod: *The Complexity of Cooperation*, Princeton University Press (1984).
- 8) 伊藤 昭, 矢野博之: 取引履歴公開下での最適取引戦略—自律的エージェント社会の行動規範, 人工知能学会誌, Vol.10, No.2, pp.271-278 (1995).
- 9) 伊藤 昭, 矢野博之: 利己的なエージェントの社会におけるつきあい方戦略の進化, 情報処理学会論文誌, Vol.38, No.5, pp.944-952 (1997).
- 10) Garrett Hardin: The Tragedy of the Commons, *Science* 162, pp.1243-1248 (1968).

(平成 15 年 4 月 14 日受付)

(平成 15 年 6 月 4 日再受付)

(平成 15 年 6 月 30 日採録)



中山 功一 (学生会員)

2000 年三重大学工学部機械工学科卒業. 2002 年三重大学大学院工学研究科博士前期課程 (機械工学) 修了. 2002 年 4 月より京都大学大学院情報学研究科博士後期課程および

ATR 人間情報科学研究所にてマルチエージェントによる知的システムの研究に従事. 人工知能学会等会員.



松井 博和

1992 年名古屋工業大学工学部電気情報工学科卒業. 1994 年名古屋大学大学院工学研究科博士前期課程 (情報工学) 修了. 1997 年同博士後期課程 (電子機械工学) 単位取得退学, 神鋼電機株式会社入社. 1998 年三重大学工学部

助手 (機械工学科), 現在に至る. 工学博士 (名古屋大学).



下原 勝憲

1976 年九州大学工学部情報工学科卒業. 1978 年九州大学大学院工学研究科 (情報工学) 修了, 電信電話公社横須賀電気通信研究所入所. NTT コミュニケーション科学基礎

研究所社会情報研究部長等を経て, 2001 年 ATR 人間情報科学研究所所長, 現在に至る. 1998 年から京都大学大学院情報学研究科客員教授. 工学博士 (九州大学).



片井 修

1969 年京都大学工学部機械工学科卒業. 1971 年京都大学大学院工学研究科機械工学第二専攻修士課程修了. 1974 年同博士課程単位取得退学, 京都大学工学部助手 (精密工

学科). 1983 年同大学助教授. 1994 年同大学院工学研究科教授, 1998 年同情報学研究科教授, 現在に至る. 計測自動制御学会論文賞・著述賞等受賞. 工学博士 (京都大学).