

多様なエージェント集団における創発的分業モデル

4N-2

八木啓介 佐藤理史

北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

1 はじめに

従来のマルチエージェント研究は、エージェントをどのように協調させるかに研究の主眼をおいている [1]. しかし、エージェントの協調形態は環境に依存し、さらにその環境を完全に予測することは難しい. そこでわれわれは、協調を創発させる能力をもったエージェント集団の実現を目的として研究を行っている.

本研究では、集団の多様性が創発的協調の核になると仮定する. なぜなら「情報のないところに秩序は生じない」[2] といわれるように、「差異のない集団に協調は生まれない」と考えるからである. この仮定の検証を、仮想的なエージェント集団を対象とした計算機シミュレーションによって行う.

2 図書館ロボット

いま仮想的なエージェントとして、図書館で働くロボット (以下、単にロボットという) を考える. ロボットは、本の貸し出し・返却をタスクとして与えられ、書架と受付の間を往復する. このときロボットは、蓄えていたエネルギーを消費する. このエネルギーは、タスクを一つ処理するごとに報酬として補給される.

このようなロボットからなる集団が、本稿の研究対象である. ロボットは、本を扱うアームの力・全高・速度の三点でそれぞれ異なる特性をもっている. これら特性の異なるロボットを集め、多様な集団を構成する.

3 創発的分業

多様なロボットの集団は、個々のロボットの特性に応じた分業を行うことで、タスクを効率よく処理することが期待される. ここでは、自分にとってメリットの大きいタスクだけを選んで処理するような学習機能をロボットに与え、学習によって分業が創発するかどうかについて実験を行う.

A Study of Emergent Cooperation in A Group of Heterogeneous Agents.

YAGI Keisuke, SATO Satoshi.

School of Information Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology.

3.1 ロボットによるタスクの処理

ロボットは、依頼されたタスクについて、1) 指定された書架までの距離, 2) 本の置いてある高さ, 3) 本の重さを知ることができる. ロボットは、これらをそれぞれ三つに分節化し、全体としてタスクを 27 のカテゴリに分類する (図 1).

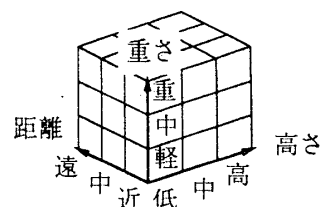


図 1: ロボットが認識するタスクのカテゴリ.

各ロボットは、タスクを依頼された段階でそのタスクのカテゴリを認識し、そのカテゴリのタスクを受理するかどうかの確率 P_a に従って受理・不受理を決定する. 依頼されたタスクを受理すると決定すれば、ロボットはただちに指定された書架に向かって移動を始める. しかし不受理と決定すれば、ロボットは受付にその旨を伝え、次の依頼があるまでその場で待機する.

3.2 タスク受理確率の学習

各ロボットは、カテゴリごとのタスク受理確率 P_a を、次式によって学習する.

$$P'_a = (1 - s) \cdot P_a + s \cdot f(P_a \cdot I - E)$$

s : 学習率 ($0 \leq s \leq 1$)

P_a : タスクを依頼される確率

I : 利益率 ($\frac{\text{“補給エネルギー”} - \text{“消費エネルギー”}}{\text{“処理に要した時間”}}$)

E : 過去の利益率の期待値の全カテゴリ平均

この式中の $P_a \cdot I - E$ が、タスクのメリットの大きさを表している. また、上式にあらわれる関数 $f(x)$ には次のようなロジスティック関数を用いる.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}$$

α : メリットに対する感度

この関数 $f(x)$ はメリットが大きいくほど大きな値をとるため、メリットが大きいカテゴリほど P_a は大きくなる。

3.3 実験と検討

実験では、一様な集団と多様な集団のそれぞれについて学習の効果を比較した。いずれの場合も、ロボットの台数は 20 台とし、図書館の設定・パラメータの初期値などは同じものを用いた。

実験結果を図 2 に示す。図の横軸は時間を表し、縦軸はそれまでに集団が処理したタスク数を表している。また、図中の四つのグラフは、それぞれの場合における集団の処理タスク数を示している。

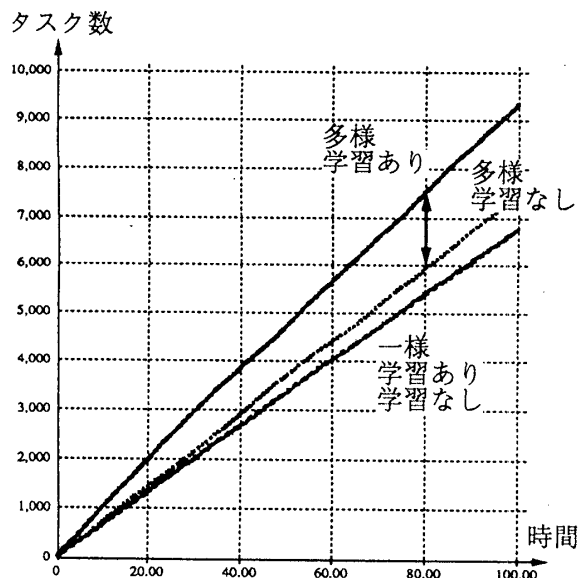


図 2: 集団の処理したタスク数。

図 2 から、多様で学習ありの集団の方が学習なしの集団よりも高いパフォーマンスを示すことがわかる。これは各ロボットが、自分の特性を生かすことのできるカテゴリのタスクを選んで処理し、分業しているためだと考えられる。

一様な集団においては、学習の効果は処理したタスク数には現れてこない。しかし、各ロボットが処理するタスクのカテゴリには偏りが生じてくる。図 3 は、学習された P_a をもとにタスクのカテゴリを、1) メリットが大きくと評価するロボットしかないカテゴリ、2) メリットが小さいと評価するロボットしかないカテゴリ、3) メリットを大きくと評価するロボットと小

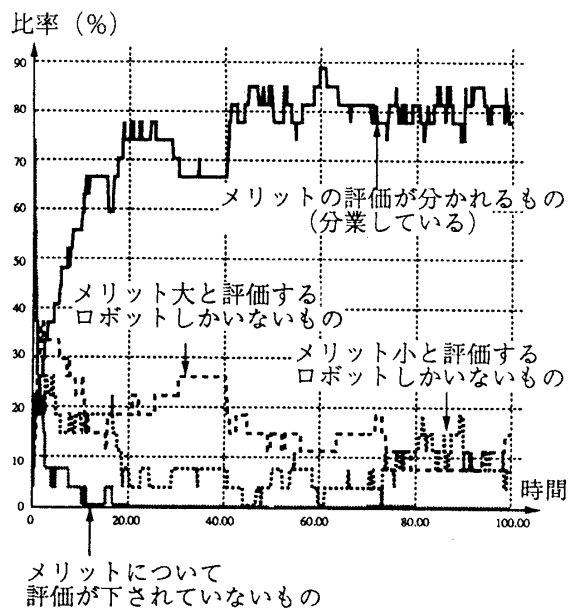


図 3: カテゴリの各分類が占める割合。

いと評価するロボットがいるカテゴリ、4) メリットの大小についてどのロボットも評価を下していないカテゴリ、の 4 つに分類し、それぞれが全体に占める割合を示したものである。この図から、約 80% のタスクのカテゴリは、各ロボットによって評価がわかれているということがわかる。メリットの評価が分かれるということは、そのカテゴリのタスクを好むロボットと嫌うロボットがあり、分業が成り立っていることを示している。このように特性が一様な集団でも分業が生まれるのは、各ロボットの経験が多様なためだと考えられる。

4 おわりに

本稿では、分業を創発させるエージェントの集団について述べた。われわれは、集団の多様性が創発的分業の核になると仮定し、仮想図書館ロボットの集団を対象としたシミュレーションによってこれを実験検証した。実験の結果は、エージェントの特性と経験の多様性が集団に分業をもたらすことと、多様な集団が分業によってパフォーマンスを向上させることを示している。

参考文献

- [1] 石田 亨 (編): “マルチエージェントと協調計算 II,” 日本ソフトウェア科学会 MACC '92, 近代科学社, 12 1993.
- [2] ベイトソングレゴリー: “精神と自然 生きた世界の認識論,” 思索社, 11 1982.