

# 遺伝的プログラミングを用いたマルチエージェント学習\*

2M-1

— 通信を用いた追跡問題の解法 —

三田 英之† 伊庭 斉志† 石塚 満†

東京大学 工学部 電子情報工学科‡

## 1 はじめに

遺伝的プログラミング (GP) を用いたマルチエージェント学習の研究は既にいくつかなされている [2] [3]。しかしながら、GP によるシミュレーションを行うソフトウェア (GP システム) の中で、マルチエージェント学習に対応している汎用のはほとんど無い。既存の汎用 GP システムである SGPC (*Simple Genetic Programming System in C*) [4] をマルチエージェント学習に用いるには、個体と遺伝子の対応や個体の評価方式など GP システムとして非常に根本的な部分に改良を施さなければならず、現実的でない。そこで筆者らは、マルチエージェント学習を目的とした GP システムである GPMS (*Genetic Programming System with Multiagent Support*) を作成した。このシステムの特徴は以下になる。

- マルチエージェント対応型評価方式の採用
- 自動的関数定義 (ADF) をサポート
- 共進化的交配戦略をサポート

本稿では、GPMS の概要とそれを用いた追跡問題 [1] のマルチエージェント学習を説明する。追跡問題のマルチエージェント学習については分散協調 AI の分野ですでにいくつもの取り組みがなされている。しかし通信エージェント間の協調行動の創発を目指す研究はほとんど無い。そこで本研究では、エージェント間の協調行動を創発させる際のエージェント間通信の有効性を、GPMS を用いて示すことを試みる。

## 2 GPMS

GPMS は筆者が独自に作成した汎用性を持ったマルチエージェント対応型の GP システムである。GPMS の構造を図 1 で示す。GPMS は自動的関数定義 (ADF: *Automatically Defined Function*) を実装しているため、1つの遺伝子に幾つもの遺伝子関数木が所属していることになる。実際のシミュレーションにおいては、エージェントと遺伝子の間で1対1もしくは多対1の関係が結ばれ、エージェントは自らが所属する遺伝子を評価することで行動する。

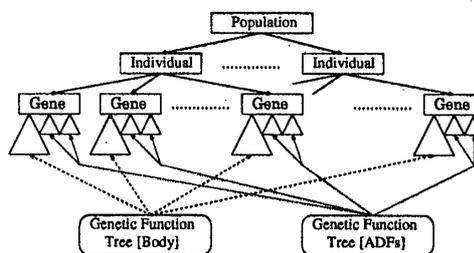


図 1: GPMS の構造

GPMS においては、遺伝子関数木のノードはエージェントの基本的な行動を司る手続きである。すなわち、“前に進む”・“左を向く”・“右を向く”などの基本的な動作を遺伝子関数木のノードとして使い、遺伝子はそのような動作の組合わせで表現される。マルチエージェント学習では、各エージェントは並列に行動するので、エージェントの遺伝子を評価を行う際に GPMS では図 3 で示されるような特殊な方法を用いている。図 3 中の丸囲みの数字は、遺伝子関数木のノードを評価する順番である。従来の GP システムにおける評価方法 (図 2) と比較すると、その違いは明らかである。

この方式を用いると、疑似的に複数のエージェントの同時評価が可能であり、エージェント同士が同

\* Multiagent Learning with Genetic Programming

† Hideyuki Mita, Hitoshi Iba, Mitsuru Ishizuka

‡ University of Tokyo, 7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku,

Tokyo 113-8656, Japan

e-mail: mita@miv.t.u-tokyo.ac.jp

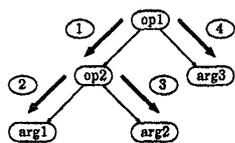


図 2: 従来の GP システムの評価方式

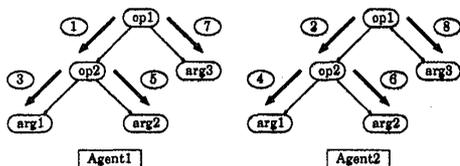


図 3: GPMS の評価方式 (巡回評価方式)

じ領域にアクセスした場合の排他制御などを考慮する必要無しに、容易にマルチエージェントの評価が実現される。この方式を筆者は巡回評価方式と呼んでいる。

また、マルチエージェント学習においてはエージェント間での通信を用いることが有効であるとされている。そのために GPMS にはエージェント間における通信手段が用意されている。通信は文字列のメッセージによって行われ、1つのメッセージには様々な情報を `name = value` の形で複数格納させることができる。

### 3 追跡問題

簡単な追跡問題を用いてエージェント間で通信を用いる場合と用いない場合について、シミュレーションの収束性や適合度の比較実験を行った。シミュレーションの題材として用いた問題は、図 5 のような構造をしたフィールド上で 2 体のエージェント “a” および “b” が 1 体のターゲット “A” を追いかけるものである。

エージェントの基本的な動作は “MoveForward”・“TurnRight”・“TurnLeft” であるが、通信を用いた場合のシミュレーションではさらに “SearchAhead”・“Move2Target” という 2 つの基本的動作が加わる。これらは、「エージェントの前方を調べて、ターゲットがいたら仲間のエージェントにターゲットの位置を知らせる」という動作と、「知らされたターゲットの位置へと向かう」という動作である。エージェントの持つノード (GP の終端・非終端ノード) のリストを図 4 に示す。

なお、通信と無関係な前者の 3 つの動作に対して、後者の 2 つの動作の方が消費エネルギーを大きくしている。このような題材に対して、通信を用いない場

Type	Communication	NonCommunication
Function Node	SearchAhead Move2Target MoveForward TurnRight TurnLeft	MoveForward TurnRight TurnLeft
Terminal Node	Prog2 Prog3	Prog2 Prog3

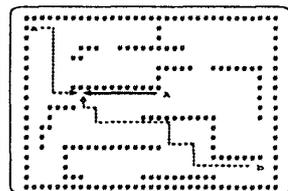


図 4: ノードテーブル

図 5: 実験例

合と用いた場合の 2 通りの試行をそれぞれ 100 回ずつ行い、得られた “最良個体の適合度” (BOR: *Best Fitness of Run*) の世代ごとの平均をを図 6 に示す。また、GPMS で進化の結果獲得された木に基づいて追跡を行った結果を図 5 に示す。図 5 において “#” は障害物である。

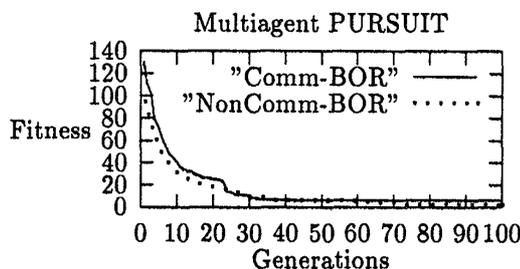


図 6: 最良個体の比較

図 6 によると、通信を用いた場合における適合度や収束性に必ずしも有意な差は観察されなかった。しかし通信のオーバーヘッドがあるため、進化したエージェントは余分な通信コストを相殺しているものと考えられる。

### 4 おわりに

本稿では、マルチエージェント型汎用 GP システムとして筆者らが作成した GPMS について述べ、また簡単な追跡問題を取り上げて通信機能のあるエージェントの進化実験を行った。通信に対するコストの大きさの調整は今後の重要な課題である。現在は、エージェント間通信に適したより複雑なシミュレーションの題材についての実験を行っている。

### 参考文献

- [1] M. Benda, V. Jagannathan, and R. Dodhiawalla. On optimal cooperation of knowledge sources. In L. Gasser and N.M Huhns, editors, *Distributed Artificial Intelligence, Volume II*, pp. 55-78, 1989.
- [2] S. Luke and L. Spector. *Evolving Teamwork and Coordination with Genetic Programming*. MIT Press, 1996.
- [3] A. Qureshi. *Evolving Agents*. MIT Press, 1996.
- [4] A.T. Walter and C. Aviram. Simple Genetic Programming System in C.