

マルチエージェント環境における交換取引を含む 行動戦略の進化的獲得

日大生産工(院) ○新井 千尋
日大生産工 松田 聖

1. はじめに

マルチエージェントシステム (Multi-Agent System) とは、自立した個々の主体が多数集まり、相互に依存し合っているシステムである[1]。本研究における主体とはエージェントのことをいう。エージェントとは、環境を知覚し、行動を行うことによって環境に対して影響を与えることのできる自律的主体である。すなわち、マルチエージェントシステムの環境において、各エージェントの振る舞いは相互に作用しあい、システム全体に影響を及ぼす。したがって、エージェントが存在する環境だけでなく、エージェントの行動決定にも影響を及ぼすことになる。

本研究では、そのマルチエージェント環境においてエージェントが生存に必要な2種類の食糧を直接取得するか、他のエージェントと交換することによって生存する戦略を進化的に獲得することをシミュレーションで確認することを目的とする。

2. シミュレーションモデル

2.1 環境モデル

本研究におけるシミュレーションモデルは、Joshua M. Epstein と Robert Axtell によって提唱された Sugarscape モデル[1]とマルチエージェント人工社会問題のシミュレーションモデル[3]を元にして作られている。シミュレーションでエージェントが行動する環境モデル（以下、フィールド）は、50×50の格子状の形をとっている。

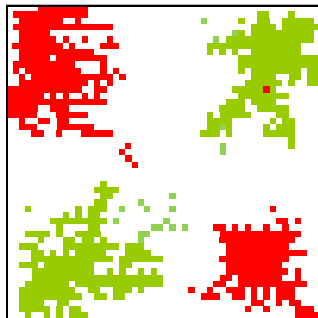


Fig1. 食糧の広がり

このフィールドの中には、このフィールドの中で行動するエージェントと、そのエージェントが生存するために必要なエネルギーである食糧が存在する。この食糧は2種類存在し、特定のマス（以下、発生ポイント）からフィールドへと発生する。発生した食糧は、発生ポイントから Fig1 のように周囲に広がっていく。その際、1つのマスには1つの食糧しか流れることはなく、1つのマスに2つの食糧が存在することはない。

2.2 エージェントモデル

エージェントには、周囲の状況を知覚するために視覚を有しており、視界から得た情報を元にして自身の行動を決定する。エージェントの視界は Fig2 のようにエージェントを中心に上下左右の4つの方向に分けられており、各視界に何があり、どの方向にあるのかを知ることは出来るが、エージェントからどれだけの距離の場所にあるのかについては知ることが出来ない。視覚情報などに基づきエージェントは、1ステップに上下左右のいずれか1マスに移動できる。

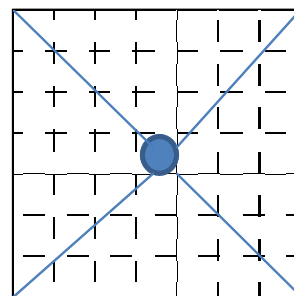


Fig2. エージェントの視界

エージェントが生存するには、食糧が必ず必要になる。エージェントが生存する為には各ステップに所有している食糧を一定の量（以下、代謝量）だけ消費しなければならない。移動を行った場合は更に食糧を消費する。どちらか一方でも食糧がなくなればエージェントは死亡してしまうのを防ぐ為には食糧を入手しなければならない。食糧はフィールドから入手することができる。ただし、採取できる食糧はエージェントに隣接しているマスに存在しているものだけである。そして、食糧の入手方法はそれだけでなく、他のエージェントと所有している食糧を交換し合うことでも入手は可能である。

また、エージェントには「寿命」が存在する。本研究における寿命とは、エージェントが後何ステップ生存していけるかを示したものである。それぞれの食糧の場合における寿命を設けてある。前述の通り、どちらかの寿命が尽きた場合は死亡となる。その寿命は、以下の(1)、(2)式によって決定する。

$$e_1 = \frac{a}{c} \quad (1)$$

$$e_2 = \frac{b}{d} \quad (2)$$

a は食糧1の所有量、 b は食糧2の所有量、 c は食糧1の代謝量、 d は食糧2の代謝量、

The Evolutionary Acquisition of the Action Strategy in Multi-Agent Environment
with Possible Uses of Barter

Chihiro ARAI, Satoshi MATSUDA

e_1 は食糧 1 での寿命, e_2 は食糧 2 での寿命を表している。

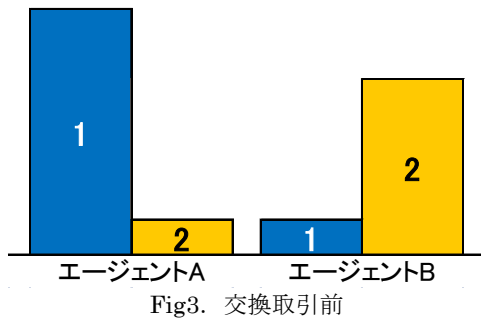
食糧をフィールドや他のエージェントから入手することによって寿命を延ばすことができる。

3. 交換取引

3.1 交換取引とは

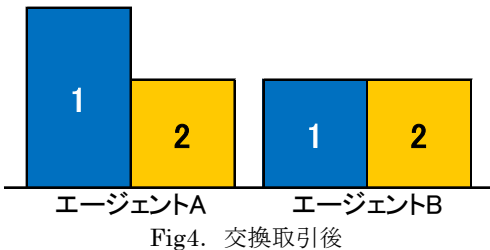
交換取引とは、食糧の入手方法の一つであり、フィールドから採取する以外で食糧を入手するための手段である。交換取引を行えるのは隣接し合っているエージェント同士だけである。

例えば、エージェント A, B が隣接し合っており、Fig3 のように、食糧 1, 2 を持っているとする。



エージェント A, B はそれぞれの所有量が一方に偏ってしまっている。このままでは両者は共に少ない方の食糧が尽きて死亡してしまう。ここで両者は、交換取引を行うかどうかの検討を行うことになる。

交換取引を行えば互いに少ない方の食糧を増やすことができるという利益が発生するので、両者による交換取引は成立する。そして、交換取引を行うことで解消した結果が Fig4 である。



ただし、必ずしも交換が成立するというわけではない。上記の場合はどちらのエージェントも少ない方の食糧の所有量を増やすことができるという利益があったので成立したが、どちらか片方のエージェントがどちらの食糧も相手の所有量よりも多い(または少ない)場合は、交換取引は成立しない。多い方は一方的に渡すだけ、少ない方は逆に貰うだけであり、多い方にとっては損以外にはならない。これでは交換にはならないので取引は成り立たないことから交換取引は行わない。隣接しているエージェントが他にいて、まだ比較していないエージェントがいる場合はまだ行っていないエージェントとの比較に移る。

3.2 交換取引・例題

ここでは、実際の交換取引で行われる手順を、数式を用いて順に行っていく。ここではエージェント A に隣接しているエージェントはエージェント B だけであるとするとする。

両エージェントのそれぞれの所有量を x_1, x_2, y_1, y_2 で表したのが Table1 である。なお、所有量の大小関係は $x_1 > x_2, y_1 < y_2$ と仮定する。

Table1. 食糧の所有量

	食糧 1	食糧 2
エージェント A	x_1	y_1
エージェント B	x_2	y_2

交換取引における取引量は、所有量の差分の最小値を平均にしたものである。

まずは、食糧毎の差分を絶対値でとり、差分の最小値 z を求める。 z は(3)式のように表せる。

$$z = \min\{|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|\} \quad (3)$$

取引量は z の平均であるので、 $z/2$ となる。そして、取引後の所有量 x'_1, x'_2, y'_1, y'_2 は次のようになる。

$$x'_1 = x_1 - \frac{z}{2} \quad (4)$$

$$x'_2 = x_2 + \frac{z}{2} \quad (5)$$

$$y'_1 = y_1 + \frac{z}{2} \quad (6)$$

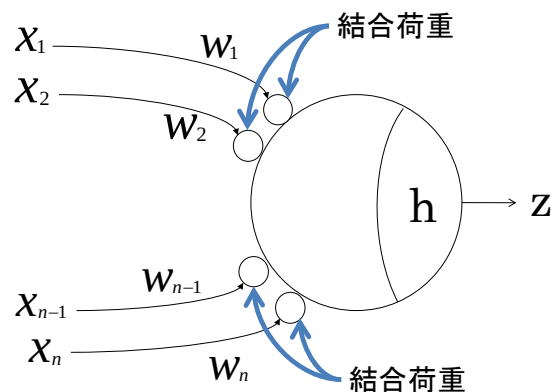
$$y'_2 = y_2 - \frac{z}{2} \quad (7)$$

しかし、(4)~(7)式は $x_1 > x_2, y_1 < y_2$ の場合である。 x_1, x_2, y_1, y_2 の大小関係が逆となった場合は(4)~(7)式の+, -の符号も逆となる。

4. ニューラルネットワーク

ニューラルネットワーク (Neural Network) とは、人間の脳の仕組みを工学的手法にしたものである。

ニューラルネットワークは任意の数のニューロンから構成されている。ニューロンは Fig5 のようになっている。 x は前の層のニューロンの出力, w はシナプス結合荷重, h はしきい値, z はそのニューロンの出力値である。



本研究では、ニューラルネットワークをエージェントの行動決定に用いる。ニューラルネットワークは階層型の形をとっており、入力層, 中間層, 出力層の 3

層からなっている。構造は Fig6 のようになっている。

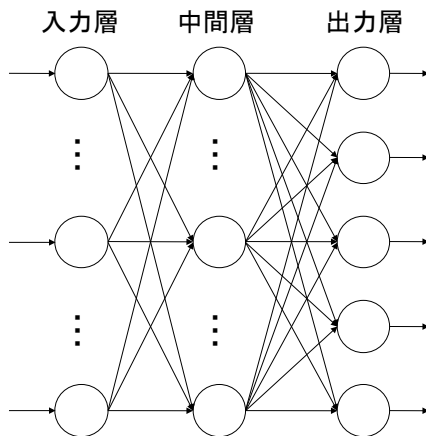


Fig6. ニューラルネットワークの構造

このニューラルネットワークの入力層への入力項目、出力項目は、以下の通りである。

【入力項目】

- 他のエージェント、エージェントが採取できる位置に食糧 1, 2 がそれぞれ存在しているか
- エージェントの食糧 1, 2 の所有量
- エージェント・食糧 1, 2 がそれぞれ上下左右の視界に存在しているか
- しきい値

【出力項目】

- エージェントの移動方向（上下左右）
- 交換取引を行うか行わないかである。

以上の入出力項目から各層のニューロン数は、入力層が 18 個、中間層が 18 個、出力層は 5 個存在する。そして、結合荷重は $(18 \times 18) + (18 \times 5) = 414$ 個存在する。

本研究におけるニューラルネットワークの学習方法は、バックプロパゲーション（誤差逆伝搬学習法, Back Propagation : BP）を用いる。BP とは、入力パターンが与えられた時、その出力と教師信号（望ましい出力、正解）との誤差を減らすようにニューラルネットワークの各シナプス結合荷重（以下、結合荷重）を修正していく学習手法である。しかし、本研究では望ましい出力というものがないので教師信号を与えることはできない。したがって、通常の BP のアルゴリズムでは学習をすることができない。なので、教師信号の代わりに必要なものが必要となる。

5. 実数値遺伝的アルゴリズム

本研究ではニューラルネットワークの教師信号の問題を解決するために、実数値遺伝的アルゴリズム（Real-Coded Genetic Algorithms : RCGA, 以下、実数値 GA）を用いる。

まず、遺伝的アルゴリズム（Genetic Algorithm : GA）とは、進化的手法の一つである。進化的手法とは、生物の遺伝や進化のメカニズムをまねてデータ構造を変形、合成、選択する工学的手法のことである。GA は一般には、染色体に見立てた数値は 0, 1 で表現される。GA のアルゴリズムは Fig7 のようになっている。

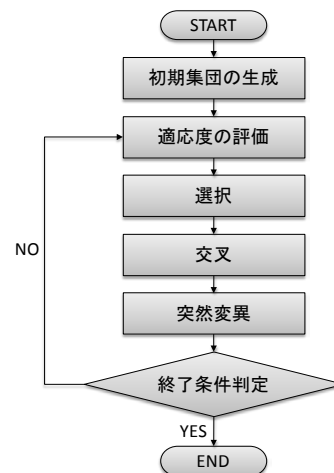


Fig7. GA のアルゴリズム

従来の GA で実数を扱う際には、実数をビットストリングに変換し、交叉を行い、子を生じて実数に逆変換をする。しかしこれでは変換の際に依存性などの情報が失われてしまい、性能が低くなってしまうという欠点がある。それに対し、実数値 GA の場合は通常の GA とは異なり、遺伝子表現での遺伝子の数値を 0, 1 で扱うのではなく実数で扱う GA なので、実数を直接操作することができるのである。（Fig8 を参照）

GA				
0	1	1	0	1

↓

実数値GA				
0.35	1.38	0.89	2.31	2.47

Fig8. 遺伝子の数値の違い[6]

また、アルゴリズムも Fig9 のように若干異なっている。

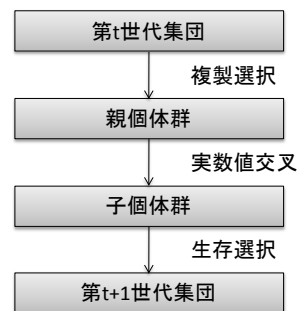


Fig9. 実数値 GA のアルゴリズム[4]

特に実数値交叉は実数値 GA 特有のものであるので、GA とは大きく異なる。現在は様々な交叉手法が考案されており、ブレンド交叉（BLX- α ）、単峰性正規分布交叉（UNDX, UNDX-m）、シンプレックス交叉（SPX）などが挙げられる。

6. ニューロ GA

ニューロ GA とは、ニューラルネットワークの結合荷重を 1 つの染色体に見立て、GA によってその染色体を交叉等の操作により結合荷重を更新して学習をしていくことである。遺伝子に見立てた結合荷重は GA の適応度によって評価されて更新されていく。更新し

た遺伝子は再びそれぞれの結合荷重となりニューラルネットワークに適用される。Fig10 はそのイメージになる。

GA によって結合荷重を更新するので、これには教師信号を使う必要はない。よって、教師信号を使うことなくニューラルネットワークの学習をすることが可能となる。このニューロ GA の GA 部分に前述の実数値 GA を用いるのである。

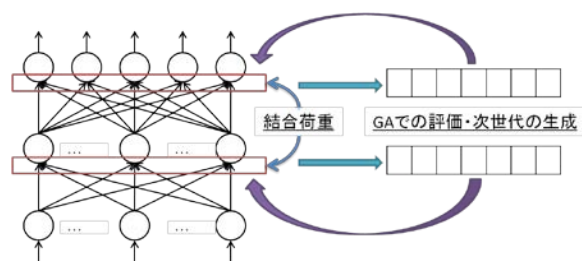


Fig10. ニューロ GA のイメージ

7. シミュレーション実験

7.1 シミュレーション条件

以下の条件でシミュレーションを行う。

【初期条件】

- 初期エージェント数：400
- ステップ数：3000
- 食糧の初期所有量：どちらも 50
- 食糧の代謝量：どちらも 0.2

【終了条件】

- シミュレーションのステップ数が一定の数にまで達する
- エージェントの生存数が 0 になる

【染色体の評価】

- シミュレーション終了時のエージェントの生存数

7.2 シミュレーションアルゴリズム

ここでは、シミュレーションにおけるアルゴリズムを示す。

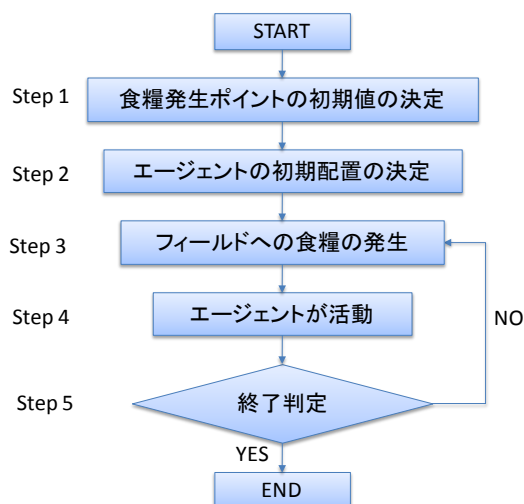


Fig11. シミュレーションアルゴリズム

Step 1：食糧発生ポイントの初期値の決定

シミュレーション開始時のフィールドの発生ポイントの値をランダムで決定する。なお、発生ポイントは特定の位置に存在している。

Step 2：エージェントの初期配置の決定

エージェントの初期配置をランダムで決定する。

Step 3：フィールドへの食糧の発生

ステップ開始時に一定の量だけ発生ポイントから食糧が発生する。格子状のマス一つ一つには食糧を溜めておける上限がある。その上限を超えた分が上下左右のマスのどれかへ広がっていく。

Step 4：エージェントが活動

エージェントが実際に移動や食糧の採取、交換取引を行う。

Step 5：終了判定

ステップごとに終了条件を満たしているか確認する。2つの終了条件のどちらか一方を満たした場合、シミュレーションを終了する。どちらも満たさない場合は Step3 に戻り、次のステップを開始する。

「参考文献」

- [1]. 服部正太・木村香代子, 「人工社会—複雑系とマルチエージェント・シミュレーション—」, 共立出版, 1999, pp.91-117
- [2]. 吉富康成, 「ニューラルネットワーク」, 朝倉書店, 2007, pp.27-49
- [3]. 大内東・山本雅人・川村秀憲, 「マルチエージェントシステムの基礎と応用—複雑系工学の計算パラダイム—」, コロナ社, 2004, pp.110-117
- [4]. 小林重信, 「実数値 GA のフロンティア」, 人工知能学会論文誌, 24 巻, 1 号, 2009, pp.147-162
- [5]. 高橋昂大・松田聖, 「GA ニューロによる普遍的ニューラルネットワーク—エレベータ制御を例として—」, 日本大学生産工学部第 42 回学術講演会数理工部会講演概要, 2009, pp.117-120
- [6]. <http://mikilab.doshisha.ac.jp/dia/research/report/2005/0706/007/report20050706007.html>