# A1-05:ファジィ適応型並列遺伝的アルゴリズムを用いたロボットアームの学習実験

坪内 透　(指導教官: 前田 陽一郎 助教授)

福井大学 工学部 知能システム工学科

## 1　緒　言

遺伝的アルゴリズム (GA:Genetic Algorithm) は生物進化の過程を模擬した近似最適化手法であり、複数の個体を用いて最適解を探索する確率的な多点探索の一手法である。一般的に GA はランダム的要素を含んだ探索手法のため、いくつかの問題を含んでいる。その一つとして通常一定の遺伝的パラメータ（突然変異率、交叉率など）で探索を行うため、特に探索初期、収束期において探索性能が下がる傾向がみられる。

本研究室ではすでにこの問題の改善手法としてファジィ適応型探索遺伝的アルゴリズム (FASGA:Fuzzy Adaptive Search method for Genetic Algorithm) を提案している [1]。この手法では、遺伝的パラメータを最大適応度および平均適応度を基に探索ステージに伴いチューニングするファジィルールを記述し、それにより探索ステージに適した効率的な探索を実現できる。

一方、進化における解の高質化を実現する手法として、並列遺伝的アルゴリズム (PGA:Parallel Genetic Algorithm) が提案されている [2][3]。しかしながら、PGA の問題として GA に比べて設定すべきパラメータ数が多いことや集団間の移住の際に、移住操作の必要性は関係なく個体の移住を行うため、並列処理の効率が悪くなるという問題がある。

そこで、本研究では FASGA と PGA と組み合わせることにより進化の高速化と解の高質化に基づく効率的な探索を行うファジィ適応型並列遺伝的アルゴリズム (FASPGA:Fuzzy Adaptive Search method for Parallel Genetic Algorithm) を提案する。FASPGA は各集団における交叉率、突然変異率といった遺伝的パラメータに加え、移住率も探索ステージに応じてファジィルールによりチューニングし、かつ移住の決定を非同期的に行うアルゴリズムである。また、このアルゴリズムをステッピングモータで動作する小型ロボットアームに適用して描画実験を行い、従来の並列遺伝的アルゴリズムと比較した。

## 2　ファジィ適応型並列遺伝的アルゴリズム

提案する FASPGA では各サブ母集団ごとの突然変異率や交叉率という遺伝的パラメータを 1 世代ごとにファジィルールを用いてチューニングを行うことにより各集団ごとの探索効率の向上を図るだけでなく、集団ごとの移住率に対してもファジィルールによるチューニングを行うことで、全体の探索効率の向上を図ることを目的としている。これより探索の高速化と解の高質化の両方を実現する手法の確立を目指す。

### 2.1　ファジィ推論による遺伝的パラメータの決定

FASPGA のファジィ推論の前件部は FASGA と同じく最大適応度 $f_m$、最大適応度と平均適応度との差 ($f_m - f_a$) を用いて表すが、後件部には交叉率 $r_{c_i}$ と突然変異率 $r_{m_i}$ 以外に新たに集団移住度 $E_i$ と呼ばれるパラメータを加える。図 1 に FASPGA のファジィルールおよびメンバーシップ関数と後件部シングルトンを示す。

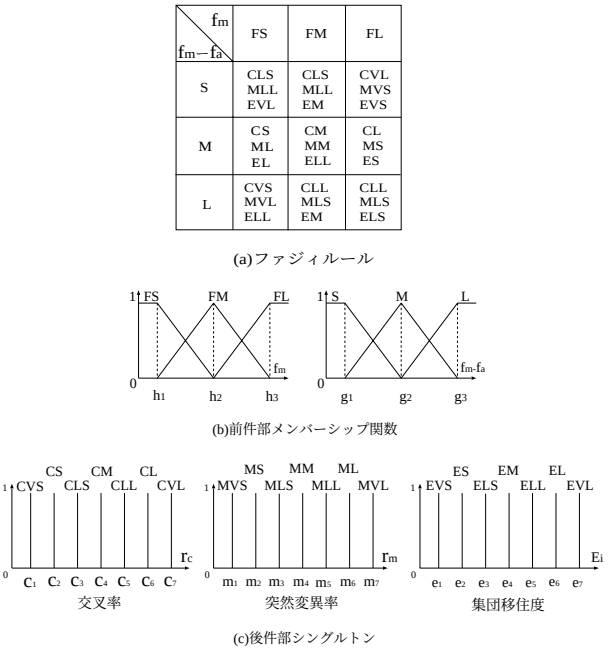


図 1. FASPGA のファジィルール

### 2.2　移住率の決定および移住個体の選択

- 移住条件
  従来の PGA では移住の必要性を検知せず、移住間隔といわれる一定世代ごとの移住の周期によって移住が行われる。そこで本研究で提案する手法では、移住操作は移住間隔の代わりに移住条件を設定することで非同期に移住を行うことにする。この移住条件はファジィ推論によって得られる集団移住度 $E_i$(i は島の番号を表す。i=1, 2, . . . , n) と呼ばれるパラメータによって決定され、集団移住度がある一定値 λ を超えたときのみ移住を行うものとする。そのため移住方向は進化の進んでいる集団から進化の進んでいない集団へと移住すると考えられる。移住を決定するための条件式は以下のようになる。

$$IF\ E_i - \lambda > 0\ THEN\ emigration. \qquad (1)$$

- 移住相手の選択
  移住相手の選択に関しては、できるかぎり異なった分布を持つ集団を選択することが望ましいと考えられる。そこで各集団がどのくらい異なる適応度分布かを示すものとして式 (2) を計算する。移住条件を満たした集団 $i$ は、他のすべての集団 $j$ に対し、この式で最大適応度 $f_{m_i}$ および最大適応度と平均適応度の差 ($f_{m_i} - f_{a_i}$) の 2 乗誤差を計算し、$d$ の値が最も大きい集団を移住相手として選択する。これは統計的に言うと、平均と偏差値が最も離れた集団を選択していることになり、

性質の異なる集団同士の移住により、さらに多様性を高める効果を期待しているものである。

$$d = (f_{m_i} - f_{m_j})^2 + \{(f_{m_i} - f_{a_i})^2 + (f_{m_j} - f_{a_j})^2\} \quad (2)$$

- 移住率の設定
  一般の PGA では移住率によって移住する個体の数が決まり、移住率は交叉率や突然変異率の遺伝的パラメータと同様、終了世代まで一定である。この場合、進化の度合いに応じて適切な移住が行われているとは決して言えない。そこで本手法では移住率 $r_{e_i}$ は集団移住度 $E_i$ の値に比例するように設定する (式 (3))。このようにすることで移住が決定するごとにそのときの進化の度合いに応じて移住率が変化する。また、この式における比例定数 $k$ は一定値である。

$$r_{e_i} = k \cdot E_i \quad (3)$$

- 移住個体の選択
  移住個体の選択方法として一般的なルーレット選択を用いる。移住元の集団における移住個体のルーレット選択は適応度が高い個体が選ばれる確率が高くなるように設定する。なお、移住する先の集団内では個体数を合わせるために、移住個体の選択とは逆に適応度の悪いほうから淘汰する確率が高くなるようなルーレット選択を行う。

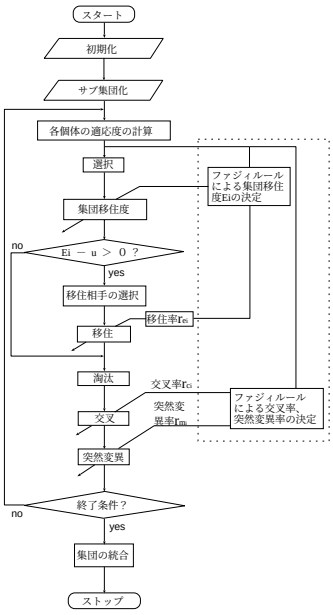


図 2. FASPGA のフローチャート

## 3 実 験

今回、実験で実際に提案した手法である FASPGA がどの程度有効であるかについて実機を通して検証してみる。比較する手法として PGA を用いる。

### 3.1 実験方法

今回の実験では wacom 製タブレット「intuos2 ı-620」を用いて mycom 製 5 自由度垂直多関節ロボット「RV-500」に円を描かせる実験を行う（図 3, 図 4 参照)。円を描かせるため、円上に $R_i$ 個の代表点を選び、これを目標の点列とし、この $R_i$ 点でのロボットアームの各軸の関節の角度からなる個体を $n$ 個生成する。

制御用パソコンからの位置指令によりロボットアームのステッピングモータが回転し、各関節の角度が変化する。それによりハンドに持たせたペンの位置が変わりタブレットからその変化が入力される。タブレットの入力情報は制御用パソコンに送られ、その情報を元に適応度が計算され、FASPGA の処理が行われる。

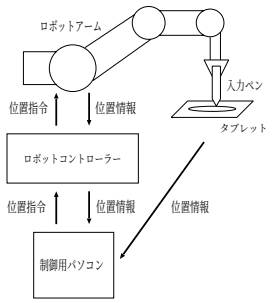


図 3. システム構成

図 4. システム概観

### 3.2 コーディング

遺伝子の情報として各軸の関節角度 θ1〜θ5 を 8bit の 2 進数に対応させる。一個体中には $R_i$ 個の点の θ1〜θ5 が一つのまとまりとなっている。

### 3.3 適応度の計算

各個体がどの程度環境に適応しているかを表す適応度の計算方法として今回は最適な位置 $X_w$ と計測された位置 $x_w$ との誤差の 2 乗と最適な筆圧 $P_w$ と計測された筆圧 $p_w$ との誤差 2 乗の和を適応度 $f$ とした。

$$f = \sum_{w=1}^{n} \{a \cdot (X_w - x_w)^2 + b \cdot (P_w - p_w)^2\} \quad (4)$$

## 4 結 言

FASPGA は単純 GA を用いる FASGA よりも、GA を並列化してファジィルールで集団移住度や移住率をチューニングすることにより探索性能がをさらに向上させることが可能である。また、ロボットアームを用いた実験を行うための GA のコーディング方法や適応度の計算方法について報告した。なお、実験の結果については発表会にて報告する予定である。

## 参考文献


[1] 前田 陽一郎: “ファジィルールによる GA の探索能力改善手法,” ファジィシステムシンポジウム講演論文集, Vol.6, pp.27-30 (1996)

[2] Jongho Mang and Kazuhiro Matsuo: “A Survey on the Parallel Genetic Algorithms,” 計測と制御, Vol.33, No.6, pp.112-117 (1994)

[3] 三木 光範, 廣安 和之, 中村 康範: “遺伝的アルゴリズムの分散並列化に関する研究 (ランダム移住型による分散遺伝的アルゴリズムの検討),” 日本機会学会論文集 *(A 編)*, Vol.66, No.645, pp.112-117 (2000)