

# Structured Grammatical Evolutionにおける共進化による局所探索

田村 謙次  
中央学院大学

## 1. はじめに

Grammatical Evolution (GE) は進化的計算の一つで、GA のように線形の遺伝子列の持ち、GP のように構造が表現できる手法であり、GP と同等な解探索性能があるが、文法に基づいて遺伝子型を表現型にするため、適切な文法と遺伝子型をあらかじめ設定する必要がある。

そのような背景において、文法表現や遺伝子表現を拡張することにより、解の探索性能を向上させる研究が行われており、Structured GE (SGE) のように文法と遺伝子表現を扱った手法があるが、局所探索性能に課題がある。

本研究では、SGE に局所解を探索するための共進化を導入した手法を提案し、ベンチマーク問題で評価を行った。

## 2. SGE

GE や  $\pi$ GE [1] では可変長の遺伝子列を用いて、文法の再帰的な利用に遺伝子列を繰り返し用いることで深い木構造の表現型や、浅い表現型にも対応することが可能であるが、欠点の一つに遺伝子列の冗長性がある。SGE はあらかじめ文法の再帰的な構造を元にして固定長の遺伝子列を用いることにより、冗長性の課題を軽減している [2]。しかし、あらかじめ階層構造を考慮した遺伝子列や遺伝的操作を用いているため局所的な探索性能が劣るという欠点がある。

## 3. 提案手法

SGE では、文法を再帰的に利用するための遺伝子列を持っており、再帰的な利用回数はあらかじめパラメータとして設定しておく必要があるが、最適な回数は問題に依存するため、適切な遺伝子長を設定しておくことは困難である。したがって、ある程度の余裕を持つことができる長さに設定しておく必要があるが、探索性能に影響を与えるという欠点がある。また、SGE における交叉は、文法に対応した遺伝子列部分の一つのまとまりとして交叉を行う (図 1) ため、局所的な探索には、反転型の突然変異に頼ることになる。このような課題を改善するために予備実

験として、一般的な 1 点交叉や 2 交叉の適用を行ったが解探索性能は従来手法よりも劣る結果となった。したがって、局所的な探索を導入することにより、解の改善を行える可能性がある。

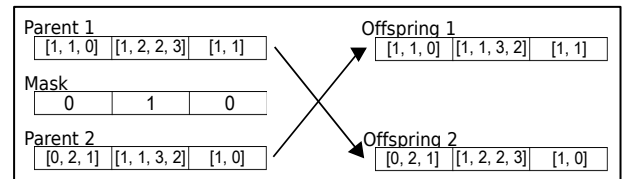


図 1. 一様交叉

適用問題に対する解とそれを構成する部分解の探索を行う手法の一つに共進化がある。共進化は複数の個体群を用いて、互いの相互作用により進化を行う手法で、相利・片利共生、競争などに分類される [2]。提案手法は相利共生モデルで、解を持つ SGE 個体群と部分解をもつ個体群から構成 (図 2) されており、部分解は SGE の個体を元に生成 (取り込み) され、その部分解を SGE 個体に転写させる (図 3)。取り込みは、文法に対応している遺伝子列部分の先頭からランダムな長さが選択され、転写も対応した位置に適用される。部分解の適応度は式 (1) のように、転写により一方の種の適応度が向上すれば、他方の種の適応度も増加する。転写率は適応度に応じて増減し、取り込みは累積適応度の値が 0 以下になった時に行われる。

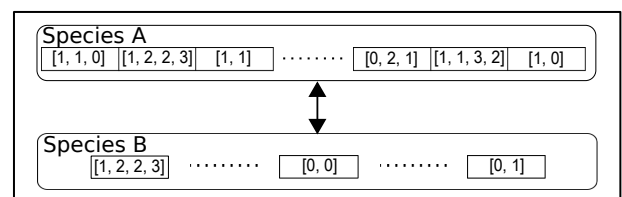


図 2. 種個体群

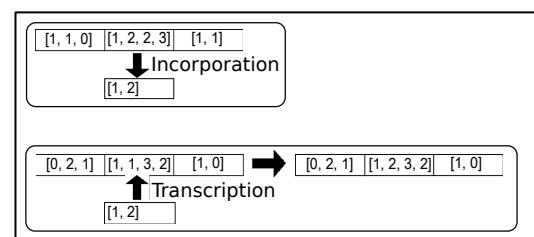


図 3. 取り込み・転写

$$fitness_i = \sum_{j \in S} (fitness_{j'} - fitness_j) \quad (1)$$

#### 4. 実験環境

実験には、Harmonic Curve Regression、Pagie Plynomial、Santa Fe Trail(Ant), 5-bit Parity を用いた。Harmonic Curve Regression は、式(2) ( $x \in [1, 50]$ ) のように定義される。

$$\sum_i^x \frac{1}{i} \quad (2)$$

Pagie Plynomial は式(3) ( $x \in [-5, 5], 0.4$  間隔)

$$\frac{1}{1+x^{-4}} + \frac{1}{1+y^{-4}} \quad (3)$$

Ant では餌を 89 個、最大ステップ数を 650 とした。実験は SGE と提案手法との比較を行う。表 1 は各問題の文法を表し、各手法は解個体数 500、エリート 50、トーナメントサイズ 3、交叉率 0.9、突然変異率 0.02, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25、文法の再帰的利用回数 (recursion)6、部分解個体数 50、転写個体数 2、世代ギャップ 3、初期転写率 0.75、転写率の変化率 0.2、累積適応度の減衰率 0.2 とし、50 世代で各 30 回の試行を行った。

表 1. GE 文法

Harmonic Curve	Pagie Plynomial
<code>&lt;start&gt; ::= &lt;expr&gt;</code>	<code>&lt;start&gt; ::= &lt;expr&gt;</code>
<code>&lt;expr&gt; ::=</code>	<code>&lt;expr&gt; ::=</code>
<code>&lt;expr&gt;&lt;op&gt;&lt;expr&gt;</code>	<code>&lt;expr&gt;&lt;op&gt;&lt;expr&gt;</code>
<code>  (&lt;expr&gt;)</code>	<code>  (&lt;expr&gt;)</code>
<code>  &lt;pre_op&gt;(&lt;expr&gt;)</code>	<code>  &lt;pre_op&gt;(&lt;expr&gt;)</code>
<code>  &lt;var&gt;</code>	<code>  &lt;var&gt;</code>
<code>&lt;op&gt; ::= +   *</code>	<code>&lt;op&gt; ::= +   -   *   /</code>
<code>&lt;pre_op&gt; ::= +   -</code>	<code>&lt;pre_op&gt; ::= sin</code>
<code>  inv   sqrt</code>	<code>  cos   exp   log</code>
<code>&lt;var&gt; ::= x</code>	<code>&lt;var&gt; ::= x   y</code>
Ant	5-bit Parity
<code>&lt;start&gt; ::= &lt;code&gt;</code>	<code>&lt;start&gt; ::= &lt;B&gt;</code>
<code>&lt;code&gt; ::= &lt;line&gt; </code>	<code>&lt;B&gt; ::= &lt;B&gt; and &lt;B&gt;</code>
<code>&lt;code&gt;&lt;N&gt;&lt;line&gt;</code>	<code> &lt;B&gt; or &lt;B&gt;</code>
<code>&lt;line&gt; ::=</code>	<code> not(&lt;B&gt; and &lt;B&gt;)</code>
<code>if ant.sense_food():</code>	<code> not(&lt;B&gt; or &lt;B&gt;)</code>
<code>{:&lt;line:;}else:</code>	<code> &lt;var&gt;</code>
<code>{:&lt;line:;}   &lt;op&gt;</code>	<code>&lt;var&gt; ::= b0 b1</code>
<code>&lt;op&gt; ::=</code>	<code> b2 b3 b4</code>
<code>ant.turn_left()</code>	
<code>  ant.turn_right()</code>	
<code>  ant.move_forward()</code>	

#### 5. 結果と考察

表 2 は各問題と手法における平均適応度の実験結果を示しており、問題 1~4 は順に Harmonic, Pagie, Ant, 5Parity を表し、手法①, ②は SGE, 提案手法、太字は各手法の最良結果、下線は各問における最良結果を示している。各問題は最小化問題である。従来研究[2]では、突然変異率は 0.02 を用いているが、突然変異率の値がある程度大きい方が SGE、提案手法共に良好な値とな

る傾向にあるが、実験結果では、適用問題にもよるが 0.2~0.25 以上では改悪する傾向にある。

突然変異率を高くすることにより、スキーマが破壊される確率が高くなるが、SGE は図 1 のような交叉が用いられるため局所的な探索性能が低く、突然変異率を高くした方が解探索には有効であると考えられる。また、共進化を用いることにより、スキーマの保護と個体間への伝搬が行われることにより、従来手法に比べて良好な結果を得ることができたと考えられる。しかし、SGE、提案手法ともに有効に機能する突然変異率が問題によって異なる傾向にあるため、適切な変異率を設定することが課題となる。

表 2. 各実験における平均適応度

問題	手法	突然変異率				
		0.02	0.1	0.15	0.2	0.25
1	①	0.1514	<b>0.1416</b>	0.1455	0.1458	0.1472
	②	0.1531	0.1484	<u>0.1400</u>	0.1422	0.1505
2	①	0.4388	0.3651	<b>0.3633</b>	0.3809	0.4085
	②	0.4093	0.3599	0.3518	<b>0.3517</b>	0.3961
3	①	8.3333	2.4000	1.9333	<b>1.5000</b>	2.3000
	②	9.6333	4.5000	4.3333	<u>1.4333</u>	2.3667
4	①	11.000	<b>10.066</b>	10.600	11.333	11.733
	②	10.866	<u>9.866</u>	10.500	11.333	11.566

#### 6. まとめ

本研究では、SGE に共進化を導入することにより局所的な探索を行う手法を提案し、ベンチマーク問題による実験を行い、従来手法に比べて良好な解探索が行えることを示した。今後の課題としては、他の問題やより大規模な問題への適用、最も有効に機能するパラメータの解析、および、適用問題や進化状況に応じた動的な突然変異率の設定などが挙げられる。

#### 参考文献

- [1] O'Neill and Ryan, Grammatical Evolution, Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [2] Lourenco, N. et al., SGE:A Structured Representation for Grammatical Evolution, In International Conference on Artificial Evolution, Springer, pp.136-148, 2015.
- [3] 電気学会進化技術応用調査専門委員会, 進化技術ハンドブック<第 1 巻>, 近代科学社, 2010.