

# 人工胚発生におけるスケーラビリティの向上手法

## A Novel Method to Increase Scalability in Artificial Embryogeny

井川 数志<sup>†</sup> 大橋 弘忠<sup>†</sup>  
Kazushi Igawa<sup>†</sup> Hirotada Ohashi<sup>†</sup>

### 1. はじめに

人工胚発生 (Artificial Embryogeny, AE) とは、進化計算に生物の胚発生の仕組みを導入した計算手法である [18]。AE 研究は理論的側面 [6][8][11][12][16] と様々な問題への適用の両面から進められている。適用問題は、ニューラルネットワークの生成 [7]、構造物の構築 [10]、ロボット設計 [7][9]、ロボット制御 [15]、パターン生成 [1][13]、ソーティングネットワークの生成 [17]、適応的エージェントの進化 [2] など多岐に渡る。

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) や遺伝的プログラミング (Genetic Programming, GP) などの従来の進化計算手法は、表現型をそのまま遺伝子型として用いる (直接エンコード法)。しかしながら、扱う問題が複雑になると、もはや有効な手段ではなくなってきた。というのも、遺伝子型のサイズが大きくなりすぎ、個体群を有効に進化させられなくなるからである。

これに対して、AE は遺伝子型と表現型を明確に区別する。すなわち、AE は遺伝子型から発生過程を経て表現型を構築する (indirect エンコード法)。発生過程では、遺伝子が繰り返し使われる。この遺伝子の多重利用により、複雑で大規模な表現型を小さな遺伝子型で表現できるのである。すなわち、indirect エンコード法により探索空間が小さくなり、探索の効率が上昇すると考えられている。実際に、いくつかの研究で、AE が直接エンコード法より高いスケーラビリティ (問題の体系サイズの増加に対する適応性) を示すことが報告されている [1][7][13]。

このように、直接エンコード法と比べると、AE のスケーラビリティは高い。しかし同時に、対象問題の体系サイズの増加とともに、AE による探索が困難になることも報告されている [7][13]。そのため、AE のスケーラビリティを向上させるメカニズムや手法の研究は重要な課題として取り組まれている [19]。

そこで本稿では、人工胚発生モデルの 1 つである Implicit Embryogeny (IE) を用い、スケーラビリティを向上させる汎用的な進化手法を提案する。この方法は、IE の 1 つの遺伝子型から複数の異なる表現型を得られる特性を利用したものである。提案する手法をパターン形成問題において検証したところ、IE のスケーラビリティを大幅に向上させることが分かった。IE は 2 次元格子状の文字パターン生成 [13]、tessellating tiles 問題 [1]、ネットワーク生成 [9]、トラス構造の構築 [21] など複数の問題に適用されており、本提案手法は、それらの問題にも適用可能である。

本稿の構成は以下の通りである。次節では Implicit Embryogeny のアルゴリズムと特性を簡潔に述べる。続く 3 節で、IE において、1 つの遺伝子型から複数の異なる表

現型を構築できることを示す。そして、スケーラビリティを向上させる進化手法を提案する。続く 4 節にて提案手法を検証・考察する。そして、5 節は結論である。

### 2. Implicit Embryogeny

Implicit Embryogeny (IE) は、胚発生の仕組みを高度に抽象化した進化計算である。本節では、IE による 2 次元グリッド上のパターン形成について簡潔に説明する。

#### 2.1 表現型

表現型は  $L \times L$  の 2 次元グリッド上のパターンである。図 1 (a) に  $L=8$  の場合の表現型の例を示す。グリッド上の各セルは 0 (白) か 1 (灰) の状態を取る。これらの値はそれぞれ細胞がセル上に存在しない状態 (0) と、存在する状態 (1) を表す。

#### 2.2 遺伝子型

IE の遺伝子型は、表現型を形作るためのルール集合で構成される。(図 1 (b))。各ルールは条件部と機能部を持つ。細胞が存在するセル上において、各ルールを適用するか試される。条件部で指定された条件が一定 (閾値) 以上満たされれば、機能部に記述された命令が実行される。

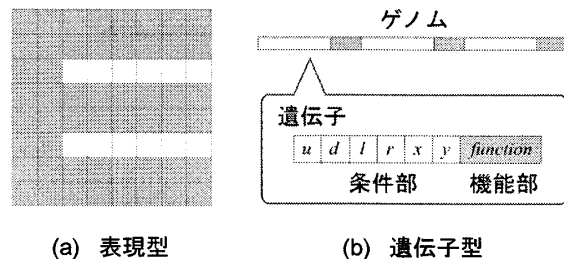


図 1: IE の (a) 表現型と (b) 遺伝子型。

条件部は 6 つの項目で構成される。これらは大きく 2 つの部分に分けられる。すなわち、近傍状況に関する部分と、位置情報を認識する部分である。近傍状況とは、上下左右のセルの状態のことである。これら 4 つの項目はそれぞれ次のいずれかで記述される。すなわち、0 (隣接セルに細胞が存在しない)、1 (細胞が存在する)、# (どちらでもよい) の 3 つである。位置情報とは、セルの座標に相当するものである。IE では、2 次元グリッドは予めいくつかの領域に分割されており、各セルは領域の情報を  $x, y$  座標として有する。この分割は問題ごとに設定される。例えば、分割数が  $x, y$  両方向共に 4 であるなら、位置情報の項目は 0 から 3 の値か # (どの値でもよい) のいずれかで記述される。実際の生物の発生過程では、位置情報はモルフォゲンと呼ばれる物質の濃度勾配によって得られる [20]。IE では、この位置情報を抽象化し、予め決定しているのである。

<sup>†</sup> 東京大学大学院 工学系研究科

School of Engineering, The University of Tokyo

機能部の命令は、セルの上下左右への成長 (UP, DOWN, LEFT, RIGHT) と、対象とする細胞の除去 (細胞死, DIE) の5種類のいずれかで記述される。

また、遺伝子型に含まれるルール数は可変で、進化途中で増減する。このルール数を遺伝子型のサイズと定義する。

### 2.3 発生過程

遺伝子型から表現型を構築するには、まず体系上の1つのセルのみ1である状態から始める。このセルは予め決定されており、これをシードと呼ぶ。1回のステップで、体系内の全細胞に対して、この遺伝子型の持つ全てのルールを一斉に適用する。そして、次の状態を得る。これを一定回数繰り返し、得られた状態をその個体の表現型とする。図2に発生過程の例を示す。体系は4×4、シードは座標(1,2)に配置され、領域の分割はx, y方向ともに4である。

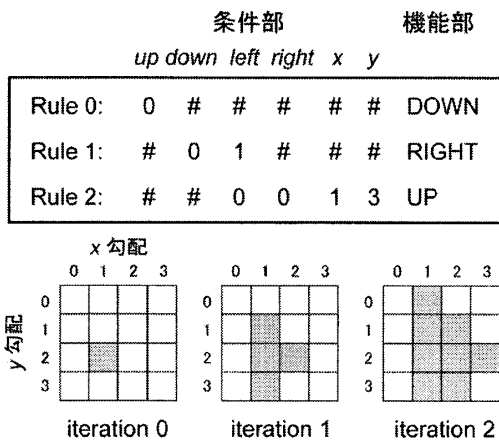


図2：遺伝子型から表現型への発生過程。

### 2.4 進化過程

個体群の進化には遺伝的アルゴリズムを用いる。適応度の評価は、発生過程を経て得られた表現型に対して行う。

ここで用いる遺伝的アルゴリズムには2種類の変異過程が存在する。すなわち、ルールの各項目に対して行われるものと、ルール自体に対して行われるものである。前者は、ルールの条件部・機能部の各項目を変異確率に応じて変化させる。後者は、変異確率によりルールを複製もしくは削除する。

### 2.5 スケーラビリティ

2次元グリッド上のパターン形成, tessellating tiles 問題において, IEは直接エンコード法 (GA, GP) より高いスケーラビリティを示した[1][13]。遺伝子サイズに関しては, GPがbloatを起こす一方で, IEはほぼ変化がなかった。つまり, IEは小さな遺伝子空間を効率的に探索する。ゆえに, IEは直接エンコード法よりも高い進化可能性を持つと考えられている。

### 3. 段階的進化法

本節では、スケーラビリティを向上させ、適応度の高い表現型を効率的に獲得する手法を提案する。この方法はIEの遺伝子型が有する特性を用いる。そこで、まずはそ

の特性を明らかにする。そして、その特性を用いた進化手法 (段階的進化法) を提案する。

#### 3.1 遺伝子型の相似性と多重性

IEでは、同一の遺伝子型から複数の異なる表現型を生成できる。例えば、図3の(a)はある遺伝子型から作られた文字パターンとその際の位置情報を表す。位置情報の図において、同色の領域は同じ情報を表す。例えば、赤の領域はx, y共に0の位置情報を持つ。図3(a)の表現型を発生させた遺伝子型を用い、図3の(b)と(c)の表現型を構築できる。その際に必要なことは、各々の体系において位置情報を適切に設定することである。図3(b)のように、(a)と相似な位置情報を設定すると、表現型も相似な形状となる (相似性)。一方、図3(c)のように、位置情報が繰り返されるように設定すると、同じ文字パターンが繰り返し現れる表現型を発生する (多重性)。

IEはなぜ相似性・多重性を示すのだろうか。これはルール集合のモジュール性に由来する。モジュールとは、複数のルールが相互作用しあうことにより、1つの機能 (ここでは小型「A」の形成) を担うことを指す。すなわち、相似性では、体系全体においてモジュールが機能している。一方、多重性では、モジュールが繰り返し発揮されているのである。

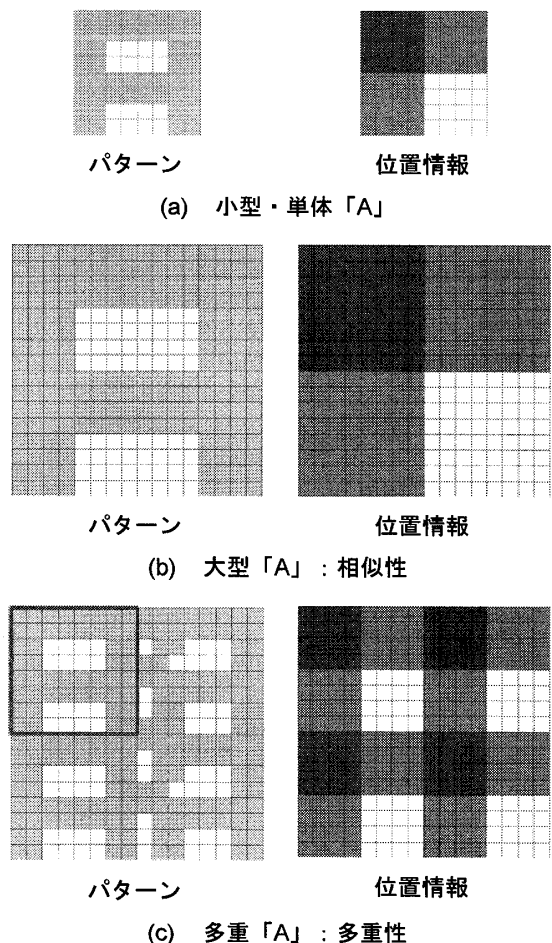


図3：同一の遺伝子型により構築された3つの異なる

### 3.2 相似性を利用した段階的進化法

IE の遺伝子型が示す相似性は、大きなサイズの問題に取り組む際に有益である。なぜならば、小さな体系サイズで獲得した遺伝子型が、大きなサイズの問題でも相似な、もしくは近い形状の表現型を発生させ得るからである。

例えば、16×16 グリッドにおけるパターン生成を考えてみよう。相似性を利用すれば、最初から L=16 の問題に取り組む必要はない。まず、小さな問題 (L=8) で個体群を進化させる。そこで獲得した個体群をそのまま L=16 の問題の初期個体群として用いることができる。

上述の方法を一般的に述べると以下ようになる。体系サイズの大きな問題は小さな問題よりも一般的に難しい。しかしながら、次のような手順を踏むことにより、遺伝子型をより簡単に進化させることが可能になる。まず初めに簡単な問題 (8×8 グリッドなど) を解き、最適な遺伝子集団を獲得する。次に、獲得した遺伝子集団を難しい問題 (16×16 グリッドなど) の初期集団として利用する。同時に、位置情報も相似な形状へと変化させる。その後、難易度の高い問題の解を獲得する。この概念図を図 4 に示す。

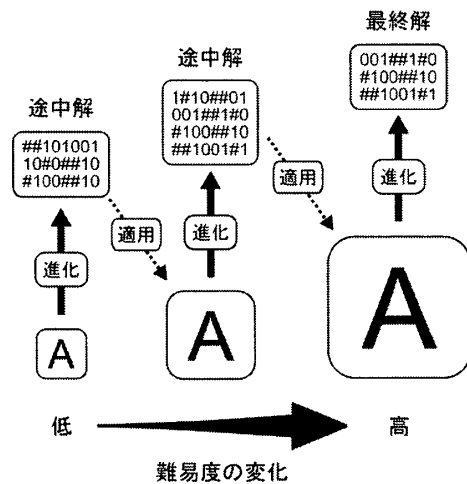


図 4: 遺伝子型の相似性を利用した段階的進化法。

この進化法の大きな特徴は、遺伝子型には一切の操作を加えない点にある。すなわち、体系サイズの異なる表現型に何らかの相似性が観測される問題であれば、常に適用できる。その際に必要なことは、位置情報を再度設定することだけである。ゆえに、提案手法は IE において汎用的な枠組みである。

## 4. 段階的進化法の検証

本節では、提案した段階的進化法が IE のスケーラビリティにもたらす影響を検証する。そのために、IE を用い、2 節で述べた文字パターンの形成実験を行う。遺伝子型と表現型は 2 節と同様とするが、2 次元グリッドの分割は  $x, y$  共に 8 とする。そして、段階的進化法と従来の単純な方法による結果を比較検討する。

### 4.1 実験方法と評価方法

図 5 に示す 6 つの文字パターンをそれぞれ獲得できるか試行する。適応度はセルの状態が一致した数を全体のセル数で割った値とする。図 5 では、8×8 グリッド (L=8) におけるパターンを示している、本節では 16×16 (L=16) におけるパターンを示している。

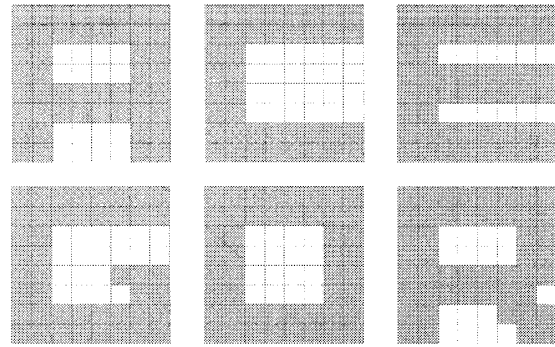


図 5: 8×8 グリッド上の文字パターン。

32×32 (L=32) グリッドにおいても同様のパターン形成を行う。その際に生成するパターンは、図 5 と相似な文字パターンである。

シードはいずれの体系サイズでも 1 つとし、その配置場所は左上のセルとする。発生過程の繰り返し数は、L=8, 16, 32 の各々で 16, 32, 64 回とする。ルール条件部における閾値は 4 とする。また、GA はエリート戦略を用い、交叉には一様交叉を適用する。GA のパラメータは表 1 の通りである。300 世代の進化を 1 試行とする。各体系・各パターン 100 試行の平均適応度を測定する。

表 1: GA のパラメータ設定

個体数	200
最大世代数	300
交叉率	0.8
突然変異率	0.05
ルール変異率	0.005
エリート数	2

また、段階的進化法での体系サイズと適応世代数は次の通りである。L=8 では、段階的進化法は用いない。L=16 の場合、最初の 150 世代は L=8 で進化を行う。そして、そこで得た個体群を用い、残りの 150 世代は L=16 で進化させる。L=32 の場合は、100 世代ずつ L=8, 16, 32 と段階的に体系サイズを大きくする。

### 4.2 結果

いずれの文字パターンの形成においても、段階的進化法は従来の手法より常に高い適応度を示した。表 2 に適応度 (%) の平均値と完全解 (適応度 100% の個体) を獲得した割合の平均値 (%) を示す。提案手法は IE のスケーラビリティを向上させている。

表 2: 計算結果

L	従来の手法		段階的進化法	
	適応度	完全解	適応度	完全解
8	96.3%	46.5%	96.3%	46.5%
16	91.6%	17.3%	93.9%	28%
32	86.4%	4.5%	93.6%	24.5%

特に注目すべき点は、体系サイズの増加と共に、適応度の差が広がっていることである (図 6)。同様に、完全解の獲得率も、段階的進化法の導入により、大幅に上昇した (図 7)。このように、体系サイズの大きな問題に対して、段階的進化法は有効な手段である。

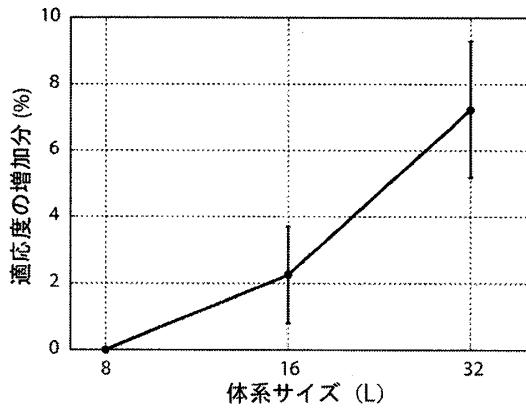


図2: 体系サイズに対する適応度の増加分と標準偏差. 縦軸は, 段階的進化法により上昇した適応度.

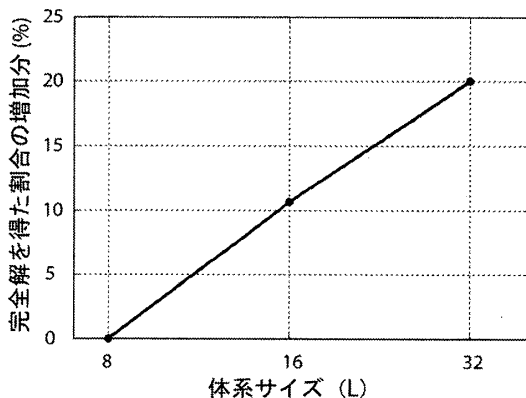


図3: 体系サイズと完全解獲得割合の増加分. 縦軸は, 段階的進化法により上昇した適応度 (%).

遺伝子型サイズ (ルール数) は  $L=16, 32$  どちらの場合も大きな違いはなく, その差は 1 未満であった. つまり, 小さな探索空間を維持し, 効率的に進化を遂げている.

また, 提案手法には計算コストを下げる利点も有する. 例えば  $L=16$  の場合, 最初の 150 世代を  $L=8$  で計算する. そのため, この間に計算するセルの個数は 4 分の 1 となり, 計算コストも同様に下がる.

#### 4.3 考察

提案した段階的進化法は, 適応度を上昇させ, スケーラビリティを高めた. これは, 体系サイズの小さな問題で獲得した遺伝子型に含まれるモジュール構造が, 異なる体系サイズに対しても有効に機能したためである.

この手法は, IE を他の問題に適用する際にも有効である. 例えば, ロボットの設計, トラス構造 (橋, ビル) の生成など, なんらかの構造物を表現型として生成する問題では, まず小さな体系で, 構造物の大まかな構造を設計させる. その後, 体系サイズを大きくし, さらに環境に適應するように, 詳細な構造を獲得させることが可能となる. すなわち, 本稿で提案した手法は単純なパターン形成のみならず, 汎用性を有した手法であると考えられる.

#### 5. まとめ

本稿では, IE における新しい進化法を提案し, 複数の

パターン形成において検証した. その結果, 段階的進化法は, 適応度・完全解の獲得において従来の手法より優れていることが分かった. すなわち, 提案手法は IE に高いスケーラビリティをもたらす有効な方法であると考えられる.

今後の課題は, 主に 2 つ挙げられる. 1 つは他の構造物生成への応用研究である. もう 1 つは, 位置情報を自動的に制御するメカニズムを導入することである. そのためには, 遺伝子制御ネットワーク [3][4][5] を取り入れる必要がある. これにより, 多重性を利用した階層構造を持つ表現型の生成も可能になると考える.

#### 参考文献

- [1] P. Bentley and S. Kumar, "Three Ways to Grow Designs: A Comparison of Embryogenies for an Evolutionary Design Problem," Proceedings of GECCO'99 (1999)
- [2] J. C. Bongard and R. Pfeifer, "Evolving Complete Agents Using Artificial Ontogeny," Morpho-functional Machines: The New Species (Designing Embodied Intelligence), Springer-Verlag (2003)
- [3] C. P. Bowers, "Simulating Evolution with a Computational Model of Embryogeny," Doctoral Thesis, The University of Birmingham (2006)
- [4] P. Eggenberger, "Evolving Morphologies of Simulated 3d Organisms Based on Differential Gene Expression," Proceedings of 4<sup>th</sup> European Conference on Artificial Life (1997)
- [5] A. Grajdeanu and S. Kumar, "A Novel Developmental System for the Study of Evolutionary Design," Proceedings of AAAI Fall Symposium (2006)
- [6] S. Harding and J. F. Miller, "The Dead State: A comparison between developmental and direct encoding," Proceedings of GECCO'06 (2006)
- [7] G. S. Hornby, "Generative Representations for Evolutionary Design Automation," Doctoral Thesis, Brandies University (2003)
- [8] G. S. Hornby, "Measuring, Enabling and Comparing Modularity, Regularity and Hierarchy in Evolutionary Design," Proceedings of GECCO'05 (2005)
- [9] H. Komatsu, H. Hashimoto, Y. Chen, and H. Ohashi, "An Evolvability-Enhanced Artificial Embryogeny for Generating Network Structures," Proceedings of GECCO'08 (2008)
- [10] T. Kowaliw, P. Grogono, and N. Kharmia, "The Evolution of Structural Design of Through Artificial Embryogeny," Proceedings of the 2007 IEEE Symposium on Artificial Life (2007)
- [11] T. Kowaliw, "Measures of Complexity for Artificial Embryogeny," Proceedings of GECCO'08 (2008)
- [12] T. Kowaliw and W. Banzhaf, "Augmenting Artificial Development with Local Fitness," Proceedings of CEC (2009)
- [13] S. Kumar and P. Bentley, "The ABCs of Evolutionary Design: Investigating the Evolvability of Embryogenies for Morphogenesis," Proceedings of GECCO'99 (1999)
- [14] S. Kumar and P. Bentley, "Implicit Embryogeny: An Investigation into the Evolvability of an Embryogeny," Proceedings of GECCO'00 (2000)
- [15] S. Kumar, "A Developmental Genetics-Inspired Approach to Robot Control," Proceedings of GECCO'05 (2005)
- [16] A. Matos, R. Suzuki, and T. Arita, "Heterochrony and Artificial Embryogeny: A Method for Analyzing Artificial Embryogenies Based on Developmental Dynamics," Artificial Life 15 (2009)
- [17] L. Sekanina and M. Bidlo, "Evolutionary Design of Arbitrarily Large Sorting Networks Using Development," Genetic Programming and Evolvable Machines 6(3) (2005)
- [18] K. O. Stanley and R. Miikkulainen, "A Taxonomy for Artificial Embryogeny," Artificial Life 9(2) (2003)
- [19] G. Tufte, "Phenotypic, Developmental and Computational Resources: Scaling in Artificial Development," Proceedings of GECCO'08 (2008)
- [20] Wolpert, "Principles of Development (second edition)," Oxford University Press (2002)
- [21] 吉川高志, "人工胚発生モデルによる進化的構造形成", 卒業論文, 東京大学 (2008)