

胚発生型進化アルゴリズムによるSodaplayロボットの進化

*小松秀徳¹, 橋本康弘², 陳 昱², 大橋弘忠²

1) (財) 電力中央研究所 システム技術研究所

〒201-8511 東京都狛江市岩戸北 2-11-1

E-mail: komatsu@criepi.denken.or.jp

2) 東京大学大学院工学系研究科 システム量子工学専攻

〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1

Abstract: Artificial Embryogeny は、進化計算に生物の胚発生の仕組みを取り入れ、より短い遺伝子型で複雑な表現型を実現することによって、スケーラビリティの向上や早期収束の回避等を実現しようとする研究分野である。代表例として Bentley らが提案する Implicit Embryogeny (IE) が挙げられるが、これまでは 2 次元グリッド上のパターン生成を対象とした研究しかなされていない。本論文では、従来の IE に不均一な突然変異を導入することで基本的な性能向上を図りつつ、より一般的なネットワーク構造を生成するための IE アルゴリズム Neut-IE を新たに提案する。質点とばねのネットワーク構造からなる仮想ロボットに Neut-IE を適用した結果、環境に適応した形状と動作を持ったロボットへと進化可能であることが示された。

1. はじめに

遺伝的アルゴリズム (GA) に代表される進化計算は、原理実証的な問題にはうまく適用できるが、現実の複雑な問題に対しては、早期収束や低スケーラビリティといった課題が顕在化することが明らかになってきている [1]。このような課題に対し、進化計算に生物の胚発生の仕組みを取り入れ、より短い遺伝子型で複雑な表現型を実現しようとする Artificial Embryogeny が提案されている [1]。代表例として Bentley らの提案する Implicit Embryogeny (IE) が挙げられるが、これまでは単純な 2 次元グリッドパターンの生成を対象とした研究しかなされていない [2]。しかし、現実世界では 2 次元グリッドのような単純な構造で記述できる問題は少ない。現実問題へ IE を適用するには、より複雑な構造を扱えるようアルゴリズムを改良する必要がある。

本論文では、従来の IE に不均一な突然変異を導入することで基本的な性能向上を図りつつ、より一般的なネットワーク構造を生成するための IE アルゴリズム Neut-IE を新たに提案し、IE が適用可能な問題範囲の拡張を図る。さらに、質点とばねのネットワーク構造からなる仮想のロボットシミュレーター Sodaplay[†] に Neut-IE を適用し、胚発生に基づく進化が有効に働くことを示す。

2. Implicit Embryogeny とは

IE は、胚発生の仕組み (細胞分裂のダイナミクス) を抽象化した進化型計算モデルである。表現型 (解や構造) を直接的に遺伝子型で表現する従来の進化計算とは異なり、IE では表現型を生成するためのルール集合として遺伝子型を位置づけている。つまり、遺伝子型に記述されたルール集合にしたがって個体を初期状態から成長させ、最終的に得られた状態を表現型として評価の対象とする。一般的な進化計算と同様、適応度にしたがって親個体を選択し、交叉や突然変異によって次世代に残す子個体を生成するが、「成長」によって表現型を獲得する部分が従来の進化計算との本質的な違いである。

具体例として、2 次元グリッド上のパターン生成について説明する。各個体はグリッド上に 1 つだけ細胞を置いた状態から成長を開始する。遺伝子型に記述されたルール集合をすべての細胞に適用し終わった段階でグリッドを一斉に更新する。これを一定回数繰り返し、得られたパターンをその個体の最終的な表現型とする。各ルールは条件部とアクション部からなり、条件部ではセルの位置情報と左右上下のセルの状態をチェックし、これらの条件が満たされた場合にアクション部が適用される (図 1)。アクション部にはセルの左右上下への成長、もしくはその細胞の消去 (細胞死) が記述されている。ある目標パターンの獲得を目的とした場合、得られたパターン (表現型) は目標パターンと状態が一致するセルの総数によって評価される。目標パターンを英字の「E」に設定した際の個体の成長過程を図 2 に例示する。

[†]ソーダ・クリエイティブ・テクノロジー社が Web 上に公開している 2 次元物理シミュレーター。仮想の物理空間内に設置した質点同士をばねや筋肉 (周期的に伸縮するばね) で接続することで、複雑に動作するロボットを組み上げることができる。

このような2次元グリッド上のパターン生成に単純GAを適用する場合、各セルの状態を遺伝子座に対応させてコード化するため、系のサイズが大きくなるにつれて遺伝子長も必然的に長くなる。これに対し、IEでは解を得るためのルール集合を進化させているため、系のサイズが大きくなっても必要な遺伝子長は比較的短く抑えられ、GAよりも進化が効率的に進むことが期待できる。

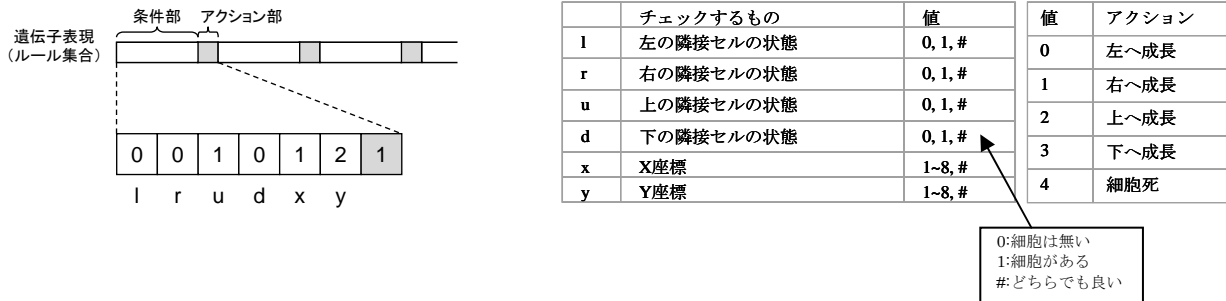


図1: 2次元グリッド上のパターン生成に対するIEの遺伝子表現

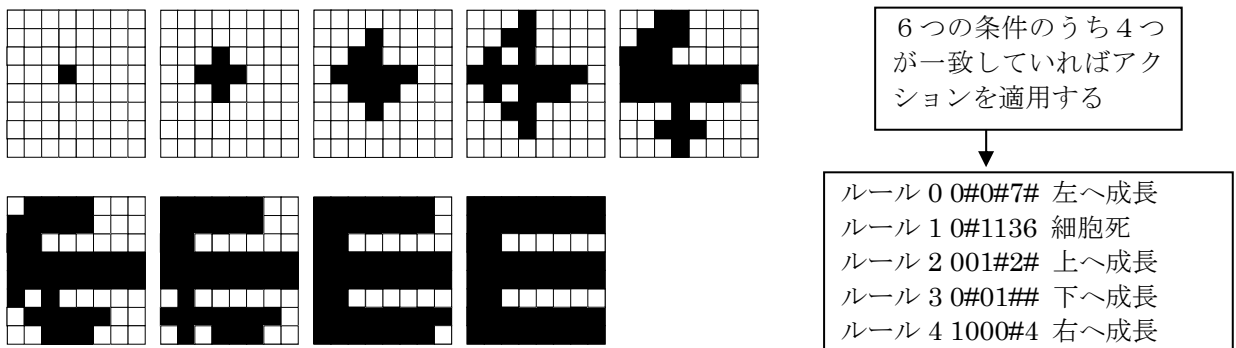


図2: 英字「E」の成長過程とそれに対応するルール集合

3. 不均一な突然変異の導入

従来のIEでは、目標パターンに到達した個体にも未使用のルール（遺伝子）が数多く含まれることが確認されている。これは全ての遺伝子座に等しい確率で突然変異を適用していたことに起因する。そこで、『DNAの蛋白質をコード化していない部分の変異は、コード化している部分よりも大きい』という中立進化説[3]を導入し、成長に寄与しない遺伝子を高い確率で突然変異させ、無駄なルールを減らすことでIEの性能向上を図る。具体的には、成長時に使用された遺伝子については低い確率、使用されなかった遺伝子については高い確率で突然変異させる。

不均一な突然変異の導入効果を確認するために、2次元グリッド上のパターン生成に従来のIEと不均一な突然変異を導入したIEを適用した。両者とも、個体数50、1個体あたりのルール数20、交叉率1.0、最大世代数1000に設定し、突然変異率のみを次のように変化させた。

- 従来のIE: 0.001 (すべての遺伝子で等確率)
- 不均一な突然変異を導入したIE
 - 成長時に使用された遺伝子: 0.001
 - 成長時に使用されなかった遺伝子: 1.0

IEにおいて、初期状態から最終的な表現型を得るまでに必要な成長ステップの回数を8回とした。また、適応度の高い上位2個体を無条件で次世代に残す戦略（エリート戦略）も採用した。目標パターンを英字の「E」とし、2種類のIEをそれぞれ100回適用した結果を図3に示す。

図3より、不均一な突然変異を導入することで、遺伝子の平均使用率が増加していることが確認できる。ここで、遺伝子の平均使用率とは、実際に使用されたルール数の割合を個体群全体について平均したものである。不均一な突然変異を導入した場合、使用された遺伝子は高い確率で次世代に保存されるが、使用されなければ必ずランダム化される。つまり、各遺伝子に対して使用されるように仕向ける圧力が働いていると解釈できる。また、従来のIEと比較して進化過程の早い段階で適応度が急速に上昇し、1000世代後の最終的な適応度が向上していることも確認できる。

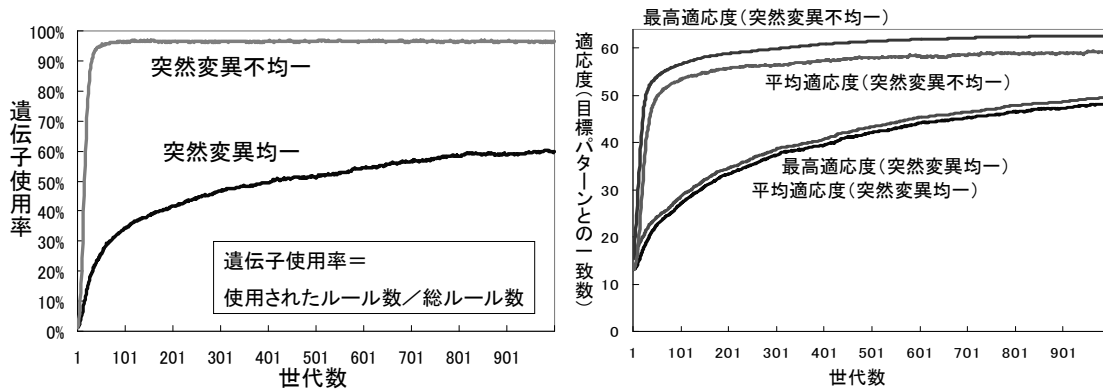


図3：不均一な突然変異の導入によるIEの性能向上（試行回数100回）

4. ネットワーク構造の進化

現実世界では2次元グリッドのような単純な構造で記述できる問題は少なく、従来のIEでは現実の問題を扱うには限界がある。そこで、本節ではより一般的な構造であるネットワーク構造を生成するための新たなアルゴリズム Neut-IE を提案し、IEが適用可能な問題範囲を拡張する。

IEでネットワーク構造を扱うために規定する必要がある以下の3つの項目について、図4を参照しながら説明を行う。

- 細胞（ノード）の位置とその生死状態：**ノードとリンクで構成されるネットワークに対し、系全体を等分割した各領域のうち、どの領域にノードが属しているかを参照することで細胞の位置情報を得る。また、1つ以上のリンクが接続するノードを生きている細胞、それ以外を死んでいる細胞とする。
- 細胞同士の近傍関係：**2次元グリッドの場合は左右上下のセルを近傍としていたが、ネットワーク構造では何らかの距離測度（ここではユークリッド距離）を用いてノード間の近接関係を定義し、そのうちn番目に近いノードまでを近傍と定義する。各遺伝子は、条件部でノードの位置情報と近傍ノードの生死状態をチェックし、これらの条件が満たされた場合にアクション部を適用する。
- 条件が満たされた際のアクション：**アクションは、リンクの接続、切断、および再接続からなる。リンクの接続は、近傍ノードのうち指定されたノードとの間をリンクで接続するもので、逆に切断はリンクを取り除くものである。また、再接続は近傍外のノード間にもリンクが生成される可能性を確保するために導入したアクションであり、ノードに接続された2つのリンクを短絡して新たなリンクを生成するものである。ここで、近傍ノードのインデックスにしたがってリンクを切断すると、再接続によって生成された近傍外のノードとのリンクが切断できなくなってしまう。そこで、近傍ノードのインデックスではなく、接続しているリンクの長さに注目して切断を行う点に留意されたい。

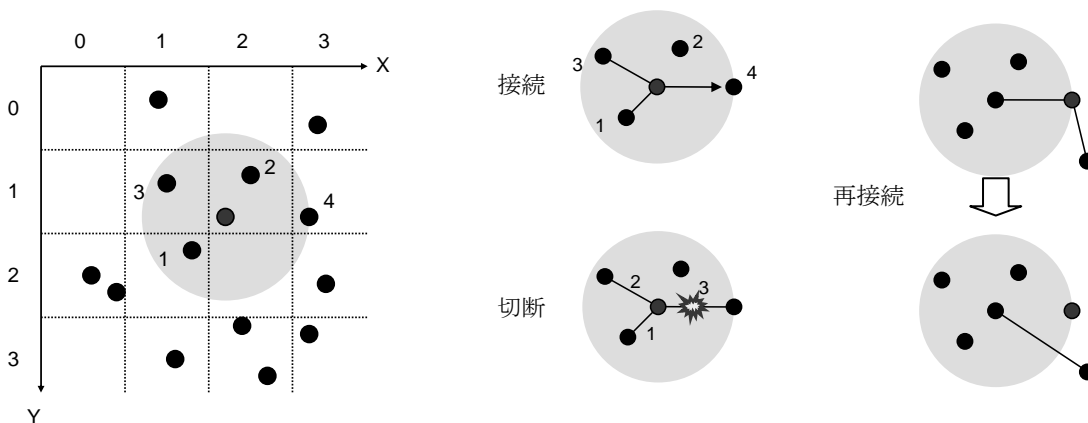


図4：ネットワーク構造の進化における近傍およびアクションの定義（近傍ノード数n=4）

5. Sodaplayへの適用

Neut-IEの有効性を評価するため、仮想のロボットシミュレーターSodaplayを用い、ネットワーク構造を持つロボットを進化させる。ロボットは質点と2種類のばね（周期的に伸縮するか否か）から構成され、ばねの接続関係・自然長・伸縮の位相の3種類の情報で形状と動作を規定する。その際、前節で示したネットワーク構造を成長させるのに必要な基本的な情報とともに、ばねの属性（種類、自然長、位相）を規定する遺伝子座をNeut-IEの遺伝子に付加し、できるだけ早くゴールするように進化させる（図5）。

図6に示すような様々な地形に対しNeut-IEを用いてロボットを進化させた。全ての地形について個体数32、1個体あたりのルール数20、近傍ノード数7、領域分割数100に設定した。交叉率と突然変異率については4節と同じ設定にした。また、与える質点数は平地、落とし穴、階段では16、下り坂では96、上り坂では64とし、成長ステップ数は質点数と同じとした。

実験の結果、各地形に適した形状と動作を持つロボットが獲得できた。平地では這って進むのに対し、落とし穴や階段などの障害がある環境ではそれを乗り越えるために飛び跳ねて進むような動作が進化した。また、下り坂では初期状態で与えた質点のほとんどを利用したロボットが進化し、上り坂では質点数が大幅に少ないロボットが進化した。上り坂でノード数が多い個体が台頭しにくい理由は、次のように解釈できる。質点数が多いほど上り坂を上るためにより多くの運動エネルギー、すなわち筋肉が必要となる。筋肉の数が増えた場合、今度はそれらが効率良く協調して駆動力を生み出すような組み合わせを探索しなければならない。しかし、筋肉の数が増えれば増えるほど、ロボットの取りうる状態数（組み合わせ）は膨れ上がる。膨れ上がった状態数の中から効率的な上り方をする個体を探すのは困難であり、結果的に進化によって淘汰される。これに対し下り坂でノード数が多い個体が台頭しやすいのは、自重があるので前進するための複雑な筋肉の動作の組み合わせが上り坂や平地に比べて必要とされないためだと考えられる。このように、タスクに応じて使用する質点数を自立的に変化させるという柔軟性も観察された。



図5：仮想のロボットシミュレーターSodaplayにおける仮想ロボット



図6：Neut-IEによって様々な地形（環境）に適応した形状と動作に進化した仮想ロボット

6. おわりに

Neut-IEによってネットワーク構造を進化させた場合の利点は、構造のみならず機能を進化させることができることと、不均一なネットワーク構造の実現が容易であることの2点である。今後はこういった利点を活かして、相互結合型や多層型ではない不均一な構造のニューラルネットワークの進化などについて検討を行う。

参考文献

- [1] Peter J. Bentley and Sanjeev Kumar: Three Ways to Grow Designs: A Comparison of Embryogenies for an Evolutionary Design Problem, *the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-1999)*, pp. 35-43 (1999)
- [2] Peter J. Bentley and Sanjeev Kumar: The ABCs of Evolutionary Design: Investigating the Evolvability of Embryogenies for Morphogenesis, *the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-1999)*, pp. 164-170 (1999)
- [3] 木村資生: 分子進化の中立説, 紀伊国屋書店 (1986)