

# 遺伝的アルゴリズムによる人工生命の四足歩行

## 1 はじめに

本稿は演習課題 3「面白い応用を創る」についてのレポートである。  
今回は、遺伝的アルゴリズムを用いて、人工生命に歩行学習をさせた。

## 2 方法

課題の具体的な実装方法を以下に述べる。

### ■ 人工生命の構成

ここでは、図 1 のような簡易化した人工生命のモデルを用いた。

胴体に四本の脚が付いており、各脚はそれぞれ二つのパーツに分かれている。また、胴体・脚の全てはカプセル型のオブジェクトで構成されている。

各部位は Hinge Joint で接続されており、これは関節の役割を果たす。関節には個別に角度が設定され、これが段階的に変化することで、接続している部位を連動して動かすことができる。

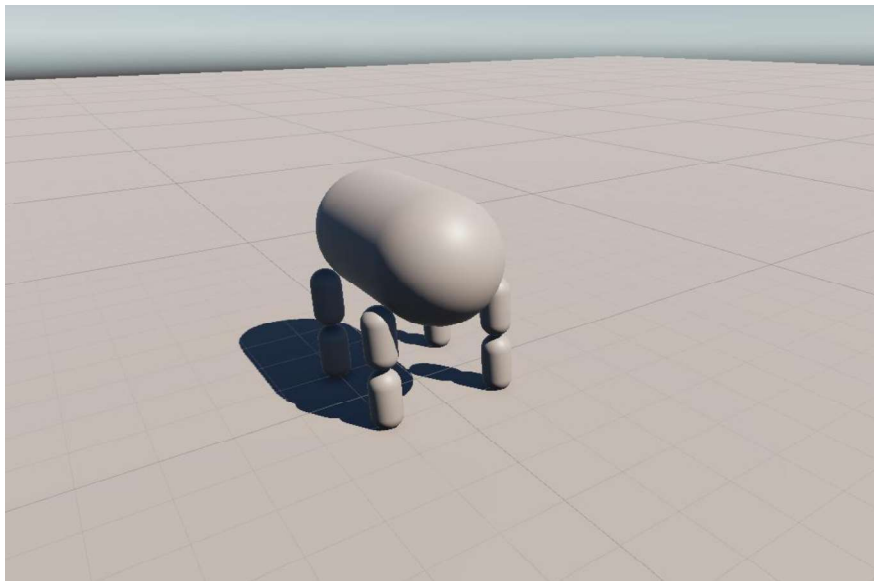


図 1 人工生命のモデル

## ■ 人工生命の遺伝子

人工生命遺伝子は、次のような要素を格納している。

- 胴体・各脚の  $x, y, z$  成分のスケール(スケール遺伝子)
- 各関節の 10 段階の角度成分(角度遺伝子)

すべての人工生命は、各世代の初めにスケール遺伝子が適用される。つまり、胴体と脚のスケールはそれぞれの遺伝子に格納された値がそのまま反映される。

一方、関節の角度を内包している角度成分の遺伝子は、逐次的に適用される。

初めの関節の角度は、対応する 10 個ある角度遺伝子のうち最初のものと同じ値になる。その後は、一定の間隔を置いて 2 番目、3 番目と適用する遺伝子を変えていく。10 番目まで到達したら、再び最初の角度遺伝子へと戻り、この一連の流れを繰り返し続ける。

## ■ 遺伝的アルゴリズムの詳細

遺伝的アルゴリズムを実現するにあたり、以下の流れに沿う。

### 1. 選択

評価関数を一定時間内に進んだ距離とし、その値が大きい個体をそのまま次の世代に残す。こうして選ばれた個体群をエリートと呼称する。

反対に、進んだ距離が短い個体は次の世代には引き継がれないようにする。

### 2. 交叉

こうして淘汰された個体の代わりに、新たに個体を作り出す。その際、エリートからランダムに二個体を選び、その遺伝子を組み合わせる。

その際、スケール遺伝子、角度遺伝子に対して、それぞれ一点交叉を施す。

### 3. 変異

交叉によって生み出された個体に対して確率で突然変異を加える。

## 3 結果

ここでは学習の結果を示す。

初期条件を同じにして 2 回の学習を行った。それぞれを Learning A, Learning B とする。

Learning A では、体を縮める動作と伸ばす動作を交互に行い、カエル跳びのようにして前進していく様子に収束した。

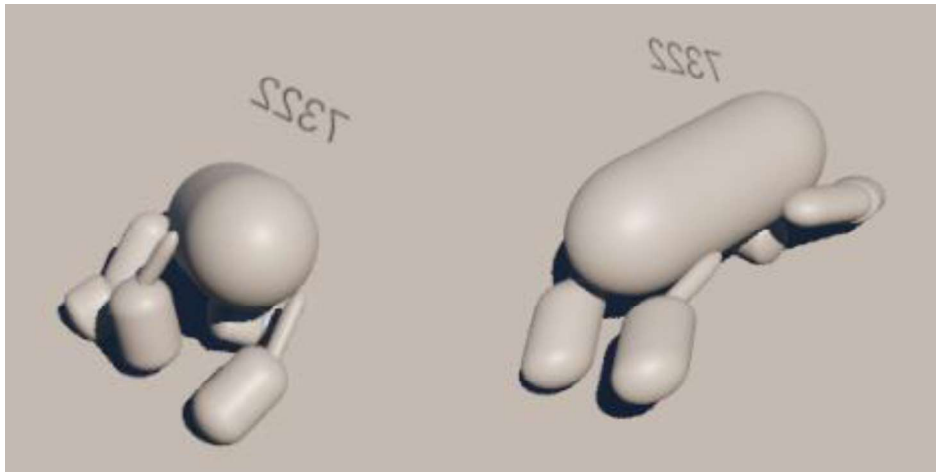


図2 Learning A の挙動

一方 Learning B では、体を横に倒し、側転のようにして進んでいく様子が確認できた。

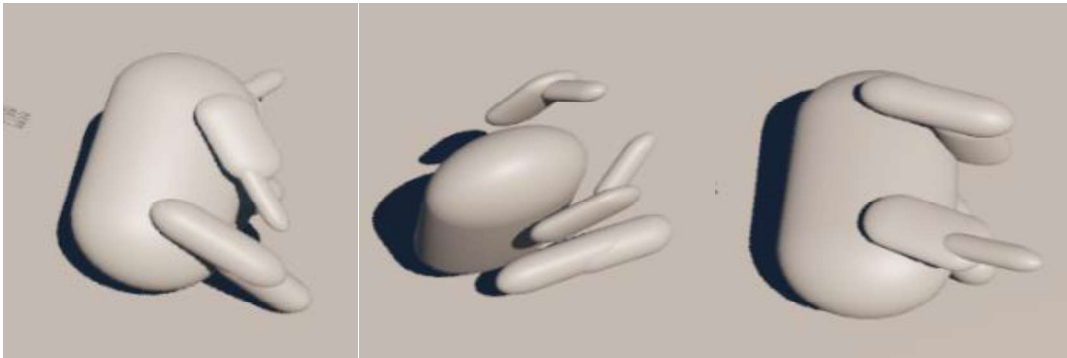


図3 Learning B の挙動

また、世代ごとの最長距離の推移を以下の図で示す。

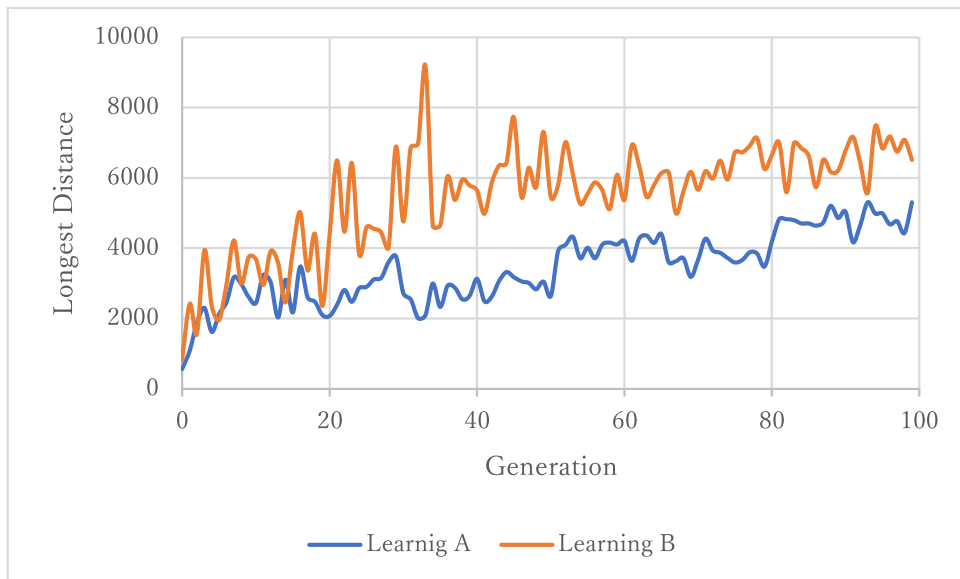


図4 世代ごとの最長距離

## 4 考察

### ■ Learning A についての考察

Learning A では、後ろ足を伸ばして座り込んだ体勢から、勢いよく地面を蹴るように関節を動かすことで、反動で前に進む。その後、前足で地面を捉えて体を固定し、後ろ足を初期状態に戻す。

これを踏まえると、この人工生命の形状は、一連の流れに適したものに進化していると推測できる。

胴体は進行方向に伸びており、これは移動距離を稼ぐことに一役買っている。

前足を見ると、手首側のみ肥大化しているのに加え、地面に対して平らになっていることが確認できる。これにより、より強固に地面を捉えることが可能になっている。

後ろ足は、前足と比較すると、全体を通して太さが均一である。また、ふくらはぎに相当する部分が、太ももにあたる部位よりも明確に短い。これにより、後ろ足は均一で直線的な形状となる。そのため、大部分が地面に触れて強い反発力が生まれ、より効率的に前進することが可能であると考察できる。

### ■ Learning B についての考察

Learning B では、地面と平行に体を倒した状態から始まる。その状態で地面を蹴ることで、胴体が一瞬立ち上がる。勢いを保ったまま再び地面に倒れ、初期状態から 180 度回転した位置に落ち着く。

これを繰り返すことで、側転のような形を取りながら、一定方向に向かって進むことになる。

同じく、ここでも最終的な人工生命の形状は、一連の動作に最適化されたものとなっていると考えられる。

胴体は平たい形状であり、倒れた状態で安定するようになっている。

前足、後ろ足はともに細長く、側転をするのに邪魔にならない形状といえる。

### ■ 最長距離の推移についての考察

図 4 の世代ごとの最長到達距離の変遷を見ると、Learning A, Learning B ともに世代を経るごとに移動距離を伸ばしていることが確認できる。しかし、その詳細な様子は異なっている。

Learning A は、前の世代より極端に成績が悪くなるということが少ない。安定して移動距離を伸ばし続け、最終的に 100 世代目で最も良い成績を残している。

これは Learning A がバランスの良い移動方法であるためだと考えられる。

この方法では、基本的に4本の脚すべてが地面に接しており、さらに触れている面積も多い。横転したり、予期せぬ方向転換をしたりする機会が少なく、結果として、エリート個体が次の世代でも長距離を移動できる可能性が高くなる。

一方、Learning B の場合、世代ごとの差が顕著である。図4を見ると、優秀な成績を残した世代の次は、基本的に大きく移動距離を落としていることが分かる。また、一番成績の良いのは33世代目とかなり序盤で、それ以降はこれを上回ることがなかった。

Learning B が不安定である原因の一つに、Learning A とは対照的にバランスが安定しない移動方法であることが考えられる。

Learning B では、移動中のほとんどの時間で、脚を一本しか地面に接していない。そのため、バランスを崩して体勢を崩す確率や、進行方向が逸れる確率がかなり高い。

これが原因となり、エリート個体であっても、次の世代では運悪く上手くいかないということが多々ある。

それにもかかわらず、この移動方法は進んだ距離という点では、基本的に Learning A よりも優れている。図3を見てわかる通り、Learning B は成績が悪い世代であっても、同じ世代の Learning A よりも遠くまで進んでいる。

これには、実際に移動している時間の割合の違いが影響しているのだろう。

Learning A で移動しているのは、後ろ脚で地面を蹴るフェーズのみである。元の体勢に戻すのにも時間はかかるため、全体から見ると移動時間はかなり少ない。

その点 Learning B では、一度側転をした後、シームレスに次の側転に移ることができるため、ほとんどを移動に使うことができる。

結果として、不安定にも拘わらず、全体に占める移動時間が多い Learning B はより遠くまで移動できると推測される。