

物理モデリングを用いた仮想生物の自律的行動の獲得

北見工業大学 ○村瀬 元起, 渡辺 美知子

要 旨

本研究では、三次元空間で4足歩行の仮想生物をモデリングし、この仮想生物の歩行による光源への追跡行動の獲得を目的とする。仮想生物の行動獲得方法として、物理現象の働く仮想空間内での数値シミュレーション実験を行う。コントローラの制御に人工ニューラルネットワーク (ANN), 学習手段として遺伝的アルゴリズム (GA) を用いる。

1. はじめに

足歩行は整地や不整地での移動が可能であり、これまで多くの脚式ロボットの運動制御に関する研究が行われてきた。例えば、倉爪ら¹⁾の研究からは、4足歩行は静的安定性を保ちつつ移動を継続するための最低限の脚数を有することを明らかにしている。

近年、4足歩行の生物やロボットのシミュレーション及び試作実験は数多く行われている。しかし、4足歩行で目標物に向かう研究はあるが、自律的に目標物追跡を行う研究は少ない。この自律的な追跡行動は、ロボット工学やアニメーションなどの分野に貢献できると考えられる。

北大の岩館ら²⁾によって開発されたAnibotはセンサ、アクチュエータ、意思決定機能を持つ仮想空間内の人工生物であり、自律的な行動獲得の研究が活発に行われてきた。

本研究ではそれらの研究を参考にし、4足の仮想生物モデルを用いて仮想空間内で光源追跡の数値シミュレーション実験を行う。同時に、仮想生物の4足歩行動作を自律的に獲得するように進化学習させる。最後に、実際の動物の歩行と比較してどのような動きが得られているかを検証する。

2. 4足歩行の仮想生物モデル

2.1 仮想生物モデルの仕様

今回モデリングした生物モデルの形状と寸法をFig 1に示す。ここで、モデルの数字の単位は全てmである。胴体および足の付け根、脚部を両先端が半球のカプセル型形状とし、つま先はブロック形状とした。各部分の密度は1000 (kg/m³)とする。足の先と地面との静摩擦係数、動摩擦係数をともに0.7とし、地面との間で滑りを防ぐように設定した。

胴体にはセンサが2個、脚部にアクチュエータが12個取り付けられている。センサは、光源との距離と角度算出、アクチュエータは各関節の回転に用いる。

生物モデルの脚部には股関節、膝関節を用意した。股関節の自由度は2(y軸まわり,z軸まわり)、膝関節は自由度1(z軸まわり)、つま先は自由度3とした。股関節で足を上下に運動させ、股関節と膝関節で足を前後に運動させる。アクチュエータの可動範囲は鉛直下向きを0°とし、x軸の股関節角度 θ_1 は、 $-40^\circ < \theta_1 < 40^\circ$ 、z軸の股関節角度 θ_2 は、 $-60^\circ < \theta_2 < 60^\circ$ 、膝関節角度 θ_3 は、 $-90^\circ < \theta_3 < 0^\circ$ の範囲で稼働する。また、つま先は全方向に5°傾くよう設定した。

2.2 歩行方法

生物の歩行は左右の足の周期的な往復運動によって行われ、その速度は歩行の周期および歩行の幅によって決まる。生物は歩行速度によって歩行の方法を変更している。例え

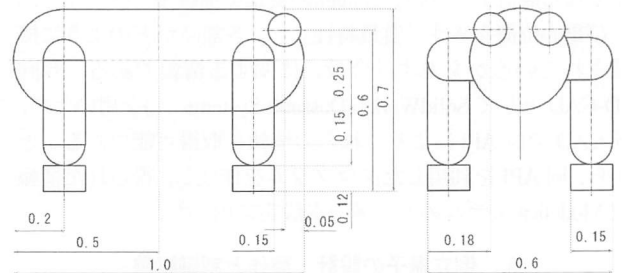


Fig1. Drawing of model

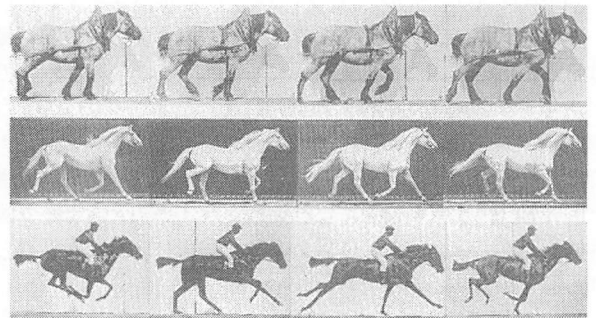


Fig2. Quadrupedal Locomotion of horse

ば、Fig 2 には上から順にトロット歩容、ペース歩容、ギャロップ歩容の様子を示している³⁾。

今回は歩行方法に足の動かし方を左前足と右後足、右前足と左後足を交互に動かすトロット歩容を採用する。この理由は、動的歩行で最も安定しているためである。

3. 数値実験

前章で記述した生物モデルの4足にANNとGAを用いて最適な周期関数を与え、歩行運動を獲得する。物理演算には、NVIDIA社で提供している物理エンジンPhysXを使用する。

3.1 人工ニューラルネットワーク (ANN)

自律的な歩行行動の獲得方法として、コントローラの制御にANNを用いる。ANNのネットワーク構造は、入力層7、隠れ層14、出力層7とする。ANNの各重み係数 W_{ij} に対してGAを用いて最適化を行う。関節の目標角度は、式(1)~(7)から求める。ANNの入力信号は、センサから光との角度 θ_L と各関節の角度 θ_i ($i=0 \sim 6$)とし、出力信号 O_i ($i=0 \sim 6$)を、関節の振幅、周期を制御するために用いる。

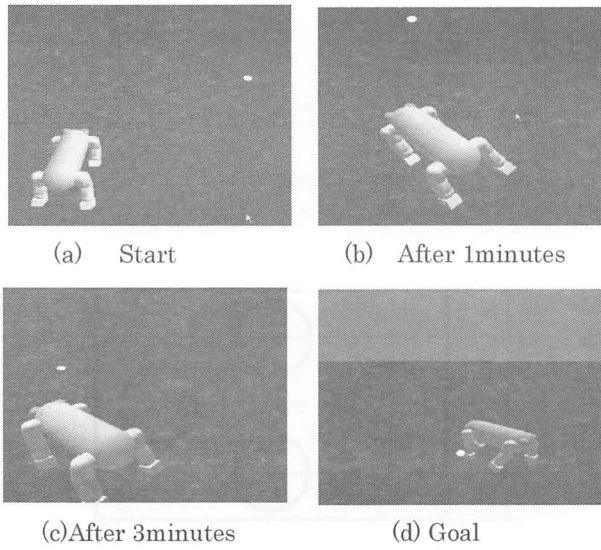


Fig 3. Behavior of creature

歩行は2足ずつ同期させ、一方の股関節の目標角度を θ_{a1} , θ_{a2} とし、膝関節目標角度を θ_{a3} とし、式(1)~(3)で定義する。もう一方の各関節の目標角度もそれぞれ θ_{b1} , θ_{b2} , θ_{b3} とし、式(4)~(6)で定義する。動かす足のセットは半周期位相を遅らせた状態で行い、式(1)~(6)のsin関数の周波数は式(7)の H_{tk} によって決まり、出力信号 O_0 で微調整される。 t はタイムステップ、 T は最大タイムステップとし、 $20.0[s]$ に相当する。

$$\begin{aligned} \theta_{a1} &= 40 O_1 \sin(H_t) & (1) \\ \theta_{a2} &= 60 O_2 \sin(H_t) & (2) \\ \theta_{a3} &= 45 O_3 \sin(H_t) - 45 & (3) \\ \theta_{b1} &= 40 O_4 \sin(H_t + \pi) & (4) \\ \theta_{b2} &= 60 O_5 \sin(H_t + \pi) & (5) \\ \theta_{b3} &= 45 O_6 \sin(H_t + \pi) - 45 & (6) \\ H_t &= \sum_{t=0}^T O_0 \frac{t}{60} & (7) \end{aligned}$$

3.2 遺伝的アルゴリズム (GA)

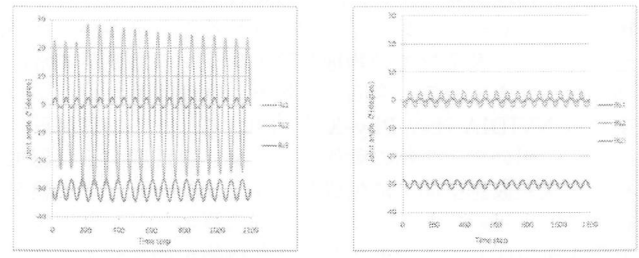
GAは、各ニューロン間のシナプスの重み係数 W_{ij} の最適化を図る。 W_{ij} は行および列に節点番号とした行列であり、各節点の重みが格納されている。 W_{ij} の最適化のため、三次元空間内に目標地点となる光源を定義し、物理モデルが効率よく光源に到達するために評価関数を設定した。

評価関数は、光源とモデルの距離 D 及び消費エネルギー E の和を最小化し、センサの入力値 L を最大化する式(8)を採用した。

遺伝オペレータは、突然変異はランダムに選択した W_{ij} をランダムな実数に変化させる方法と、他のランダムに選んだ W_{ij} に微小な値を足し合わせ調整する方法の2通り行った。交差は、モデルのアクチュエータをランダムに選択し、これに対する制御量を出力しているニューロンの W_{ij} を他の個体でも同じ組み合わせのニューロンの W_{ij} と交換

Table 1. Constance for GA

Generation number	300
Simulation step	1200
Number of individual	20
Cross over rate	0.7
Mutation rate	0.3
Default creature position	(0,0,0)
Light source position	(100,0,100)



(a) θ_a (b) θ_b

Fig 4. Output of ANN

$$f(D, E, L) = -aD - bE + cL \quad (8)$$

$$(a > b > c)$$

する方法とした。なお、今回は優秀な個体を次世代へ引き継ぐエリート保存法を採用した。GAの条件をTable 1に示す。

4. 実験結果

仮想生物のモデルは、Fig3の(a)~(d)に示すように光源に近づく行動を学習する。Fig4はANNの出力から求めた θ_a , θ_b のタイムステップでの変化状況を表している。このグラフから左右の足の関節角度に振幅差があり、方向転換が行われていることが分かる。しかし、振幅に大きく差があるため光源に対して直線的に進まず、歩行速度も遅いことがわかった。従って、各関節の振幅や周期を調整する必要がある。

5. 終わりに

今回、三次元空間内に仮想生物のモデルを生成し、光源を追跡する数値シミュレーション実験を行い、自律的に4足歩行動作を学習した。その結果、仮想生物が4足で光源へ向きを変える行動が獲得されたが、歩行が遅く、前進運動に対してはうまく学習されなかった。今後は、実際の生物に近い関節の位置や関節を動かす方法、歩行方法についての比較検討を行い、モデル形状とANNの学習機能の効率化を図る予定である。

参考文献

- 1)倉爪, 米田, 広瀬, 4足歩行機械の動歩行時の姿勢安定化制御, 日本ロボット学会誌, vol.19, no.3, 2001.
- 2)岩館, 米陀, 柴田, 鈴木, 山本, 古川, Animated Robotの研究—モデリングツールの開発(I)—, 2008年度精密工学会春季学術講演, 2008.
- 3) R.M.アレキサンダー著, 東昭訳, "生物と運動", 日経サイエンス社, 1992.