

筋骨格モデルを用いた人工カエルの跳躍行動制御

北海道大学 ○松林 涼平, 北海道大学 山本 雅人, 北海道情報大学 古川 正志

要 旨

人工生命の行動制御には直接トルク制御が広く用いられているが、実際の生物は筋肉による行動制御を行う。実生物の持つ筋肉にはばねやダンパとしての特性があり、これらの特性を直接トルク制御で再現するのは困難である。そこで、これらの特性が行動獲得に与える影響を検証するため、仮想筋肉を用いた筋骨格モデルを人工カエルモデルの行動制御に適用して、直接トルク制御と比較し筋骨格モデルの有効性を示す。

1. はじめに

K.Simsの研究[1]に代表されるように、人工生命の行動制御では関節のトルクを直接制御する手法が広く用いられている[2][3]。しかし実生物の行動は筋肉によって制御されている。筋肉による制御には様々な特性があり、例として、力を変位量として蓄えるばねとしての特性、極端に大きな変位を防ぐダンパとしての特性、1つの筋肉が複数の剛体に同時に力を与える特性などが挙げられる。これらの特性を直接トルク制御で再現するのは困難であるため、カエルやバッタなどの跳躍運動のように全身の連動や瞬間的な大出力を要求される行動に対しては筋肉による制御が優位に働くと考えられる。

本研究では、筋骨格モデルの有効性の検証のため、仮想筋肉で行動制御を行う筋骨格モデルを用いて人工カエルモデルを作成し、関節角度を直接操作する骨格制御モデルを用いて作成した同型のモデルとともに、人工ニューラルネットワークと進化計算手法を利用して陸上環境下における行動獲得を行う。それによって獲得された行動特性の差異について、またそれらの制御法が作成した人工カエルモデルの跳躍行動の獲得に対して優位に働くかを検証する。

2. モデリング

2.1 環境モデリング

行動獲得実験を行うため、物理エンジンを用いて仮想陸上環境を構築する。陸上における人工カエルモデルの行動に影響する主な力は重力と摩擦力である。本実験では重力 g を $9.8[m/s]$ 、動摩擦係数を 0.5 、静摩擦係数を 0.8 に設定した環境を作成する。

2.2 筋肉モデリング

生物の筋肉は、自然長からの変化量によって力を発生させるばねの性質を持つ弾性要素と、過度の伸縮を防止するダンパの性質を持つ粘性要素、収縮力を生じる収縮要素の3つを持つ粘性筋骨格モデルによってモデル化できる。

粘性筋骨格モデルにおける仮想筋肉の出力 $F_m(t)$ は式(1), (2),(3)によって表される。弾性項係数 K_m と粘性項係数 B_m およびばねの自然長 L_m は各仮想筋肉ごとに設定される定数であり、仮想筋肉の性質を決定する。仮想筋肉の伸縮で現在長 $l_m(t)$ が変化し、それに伴い弾性項と粘性項の値が仮想筋肉の長さの変位量 $x_m(t)$ によって変化する。仮想筋肉の収縮力を与える $u_m(t)$ の値は、最大収縮力 U_m と制御装置から与えられる出力 $z_m(t)$ の値によって変化する。 $z_m(t)$ のとりうる値の範囲は $[0,1]$ である。

$$F_m(t) = u_m(t) \left\{ 1 - K_m x_m(t) - B_m \frac{dx_m(t)}{dt} \right\} \quad (1)$$

$$x_m(t) = L_m - l_m(t) \quad (2)$$

$$u_m(t) = U_m z_m(t) \quad (3)$$

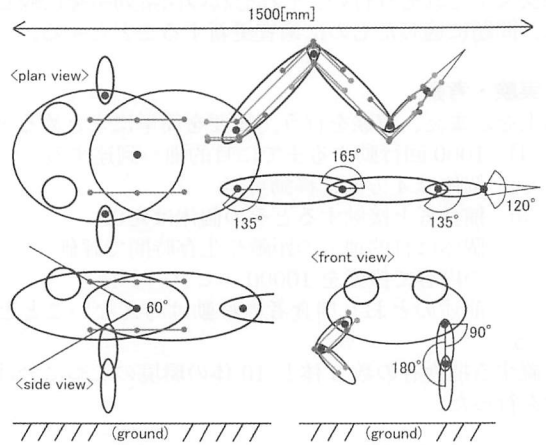


Fig.1 Trihedral figure of frog model

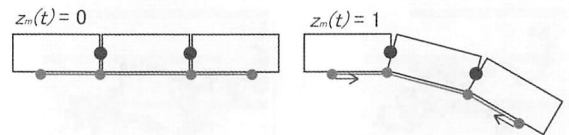


Fig.2 Example of the virtual muscle

3. 人工カエルモデルの行動制御

仮想陸上環境における跳躍行動獲得実験を行うため、行動獲得能力を持つ人工カエルモデルを作成する。自律的な行動獲得を行うため、ANNに3層のリカレントニューラルネットワーク(Recurrent Neural Network,RNN), 進化計算手法に Enforced Subpopulations Method(ESP)を使用したニューロエボリューションを用いる。

3.1 人工カエルモデル

作成した人工カエルモデルの外観とスケール、仮想筋肉配置を図1に示す。モデルは三角メッシュで作成された長球状の剛体と関節、左右11本ずつ計22本の仮想筋肉、光センサを持つ。関節の自由度は1で、蝶番状の動作が可能であり、またすべての関節に可動範囲を設定する。光センサは眼の位置に設定し、光源への角度を取得する。

仮想筋肉は端点部分で剛体と接着され、収縮または伸長することで剛体に力を加える。その挙動例を図2に示す。ただし仮想筋肉の伸長は弾性要素の働きによってのみ起こるため、自然長以上の長さには自発的には伸長できない。仮想筋肉は主動筋と拮抗筋の働きを再現するため、剛体の左右で対になるよう配置する。仮想筋肉は関節を1つまたぐものと2つまたぐものの2種類を用いる。仮想筋肉が関節をまたぐ場合、粘性筋骨格モデルでは関節付近に経路点を設けることで、端点を直線状に結合した場合に発生する関節回転力の反転現象を防ぐ。

3.2 RNN

RNNはネットワークにフィードバック構造を持ち、直前ステップの中間層の出力を次ステップの中間層への入力にフィードバックできるため、直前ステップの出力によって異なる次ステップでの出力が可能となる。中間層のフィードバック部分の結合荷重を0にした場合は単純なフィードフォワードニューラルネットワーク(Feed-Forward Neural Network, FFNN)となるため、FFNNの発展として用いることができる。

3.3 Enforced Subpopulations Method(ESP)

ESP[4]のアルゴリズムの基本となる部分は遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)と類似するが、GAでは1個体の持つ遺伝子がANNの解、すなわちニューロンの結合重みとシグモイドのパラメータの組み合わせ1つに対応するのに対し、ESPでは分割された遺伝子を持つニューロンを多数生成してサブ群を複数構築し、サブ群から選択したニューロンの組み合わせで生成される個体の遺伝子がANNの解1つに対応するという特徴がある。

本研究では選択としてエリート選択、交叉に一様交叉、突然変異では下位75%のニューロンに対し突然変異を行う。また、バースト突然変異では、最良のANNを作成したニューロン以外を全て淘汰し、残したニューロンにコーシー分布に従う乱数を加算したものを新たな要素としてサブ群を再構築する。

4. 行動獲得実験

4.1 実験目的

仮想陸上環境における骨格制御モデルおよび筋骨格モデルを適用した人工カエルモデルの行動獲得実験を行い、得られた行動の特性、および跳躍行動の獲得への優位性を検証する。

4.2 実験条件

カエルモデルの前方に光源を設定し、各ステップごとの光源までの距離の累積が小さくなるほど評価値が高くなるよう設定する。カエルモデルの初期状態は図1に準じ、光源とカエルモデルの間の初期距離は5[m]に設定する。行動獲得のシミュレーションは1ステップを1/60[sec]とし、200ステップ行う。

4.3 学習方法

ANNにはRNNを用いる。入出力は左右対称とし、入力の内訳は光源センサから光源への角度に関する値が4個、モデルの速度が1個、直前ステップでの関節角度の入力が7個である。出力は骨格制御モデルでは関節角度を決定する値、筋骨格モデルでは仮想筋肉の制御パラメータであるANNの最適化にはESPを用いる。使用した条件設定を表1,2に示す。

4.4 実験結果と考察

骨格制御モデル、および筋骨格モデルの頭部の軌跡を図3に示す。軌跡から、骨格制御モデルはあまり上下方向に移動せず、少しずつ前進しているのに対し、筋骨格モデルでは複数回の跳躍行動によって上下、前方ともに大きく移動している。このことより、骨格制御モデルでは小刻みな歩行に近い動き、筋骨格モデルでは大きくまとまった跳躍に近い動きをそれぞれ獲得していることがわかる。

Table 1 Outline of ANN layers

Input	12	Light sensor(4), Angle of joint(7), Velocity
Hidden	20	Feedback the signal of Hidden layer
Output	18	Parameter of output

Table 2 Setting of ESP

Number of sub-Population	10
Number of average selection	10
Number of generation	100
Conditions of burst mutation	Continuing no solution update for five generations

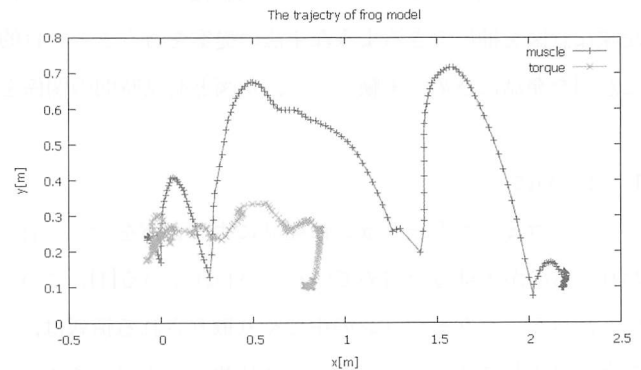


Fig.3 Trajectory of frog model

また、骨格制御モデルよりも筋骨格モデルのほうが同じ時間でより光源への各ステップでの累積距離を縮める行動を獲得しているため、より評価値の高い行動を獲得できていることより、仮想陸上環境では跳躍が高評価を得られる行動であり、その獲得には筋骨格モデルが優位に働いているといえる。

5. 結論と今後の展望

筋骨格モデルの適用によって跳躍行動を獲得した。より長距離の跳躍行動の実現のためには、腕の押し出し、胴の折り曲げ、足の蹴り出しといった動作の連動が必要となる。これらを改良し跳躍行動時の飛距離を伸ばすことで、より短時間に遠くへの移動が可能となり評価値が高められるが、着地時の横転などのリスクも増加する。今後はより長距離の跳躍行動の実現、および跳躍中の姿勢制御などによる跳躍行動の安定化、また入出力の左右非対称化と関節自由度の追加により任意方向への移動を可能とさせる。

参考文献

- [1] K. Sims. Evolving 3d morphology and behavior by competition. *Artificial Life*, Vol. 1, No. 4, pp. 353-372, 1994.
- [2] N. Chaumont, R. Eglí, and C. Adami. Evolving virtual creatures and catapults. *Artificial Life*, Vol. 13, No. 2, pp. 139-157, 2007.
- [3] M. Komosinski. The world of framsticks: Simulation, evolution, interaction. In *Virtual worlds*, pp. 214-224. Springer, 2000.
- [4] F.J. Gomez and R. Miikkulainen. Robust non-linear control through neuroevolution. Computer Science Dept., Univ. of Texas at Austin, 2003.