

## 2-113 バネ-質点系を基本としたロボットモデルにおける 進化型計算による動作獲得

### Evolutionary acquisition of behavior using a robot model based on spring-mass system

○上原一寿(北大工) 横井浩史(北大工) 嘉数侑昇(北大工)

Kazutoshi UEHARA, Division of Systems and Information Engineering, Graduate School of Engineering,  
Hokkaido University, Kita-13, Nishi-8, Kita-ku, Sapporo 060-8628, Japan

Hiroshi YOKOI, Graduate School of Engineering, Hokkaido University

Yukinori KAKAZU, Graduate School of Engineering, Hokkaido University

In research of evolutionary robotics, the issue about the relation between morphology and behavior is seldom progressing. In this paper, as a basis of this research, a series of experiments which investigates the characteristics of evolution in behavior are made. Genetic algorithms (GA) are run with different designs of chromosomes and fitness functions. From the results, it is observed that individuals which move with various patterns of behavior are emerged according to the settings of GA. This observation suggests that the design of the fitness function is important to generate well-ordered behavior.

**Key Words:** Genetic Algorithm, Artificial Life, Evolutionary Computation, Intelligent Robot

#### 1. はじめに

Karl Sims<sup>(1)</sup>, Jeffrey Ventrella<sup>(2)</sup>らによって計算機内に生み出された仮想生物は今なお多くの進化ロボティクス研究者の目標であり続けている。それらの研究例に共通する特徴は、モデルの機構がシンプルでありながら複雑な機能・形態が創発しているという点である。この特徴は魅力でもあり、同時に進化ロボティクス研究の解明すべき問題を提示する：ロボットの機能・形態の間に関係は存在するのか？ 存在するとすれば、それは解明可能か？ その関係を利用することによる、発生する機能・形態の制御は可能か？ これまでも Sims や Ventrella に触発された研究は何例も発表されてきたものの、この種の問題についてはあまり議論されていないのが現状である。本研究はこのような形態・機能間の関係の解明を目的とするものである。

本論はその基礎として、動作の進化が示す性質を調査する目的で行った実験について述べるものである。具体的には、適応度関数の設計と生成される動作との関係を調べている。扱うロボットはバネ-質点系を基本的なモデルとしたものである。このモデルによるロボットは、原理が単純でありながら多様な動作が可能であるという特徴をもつ。以降ではこのモデルの概要、及びこれに対して実施した進化手法による動作獲得実験について述べる。結果として、関数の設計に応じて異なる動作のパターンで移動する個体が生成されたことを報告する。

#### 2. 対象とするモデル

**2.1 モデルの概要** 本論で取り扱うモデルは、Soda Creative Technologies の作品の一つである sodaplay<sup>(3)</sup>で利用されているモデルを基とするものである。このモデルの動作は単純な数式で記述されるものの、生成される動作は複雑かつ多様なものであるという特徴がある。Fig.1はこのモデルに基づくロボットの一例である。

モデルは基本的に2次元平面内に構成されたバネ-質点系(Spring-Mass System)である。すなわち、複数の質点、それらをつなぐバネ、そしてバネの中でも特に筋肉(muscle)と呼ばれる、自然長が時間と共に伸縮を繰り返すバネの組み合わせである。モデルは体の全筋肉を伸縮させる仮想的なオシレータ(oscillator)を持っており、これによってモデルは周期的な動作を続ける。各筋肉はオシレータとは別にそれぞれ初期位相値 $\phi$ と固有の振幅 $R$ (相対振幅と呼ぶ)を保持しており、この2つのパラメータを各筋肉について調整することによって、他の筋肉と振幅の差、及び伸縮のタイミングの差をつけることができる。また、バネ定数は体を構成する全てのバネ・筋肉で共通である。

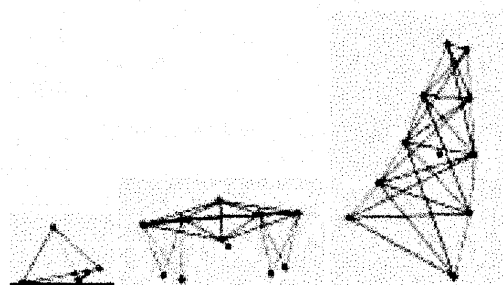


Fig. 1 Robots based on spring-mass system

**2.2 定式化** 前節で述べたように、モデルは質点・バネ・筋肉という3種類の要素を多数組み合わせたロボットモデルである。以下ではこれら3要素の定式化を行う。

質点は運動方程式  $m \frac{d^2x}{dt^2} = F$  に従ってその加速度を変化させる物体である。 $F$ は重力、粘性抵抗、バネ・筋肉からの反発力、床との摩擦等から構成される。

バネはモデルの構造材として用いられる要素である。自然長を  $L_0$ 、現時点  $t$  での長さを  $k(t)$ 、バネ定数を  $k$  とするとき、バネが質点に与える力  $F_{Spring}$  は次式で表される(フックの法則)。

$$F_{Spring} = -k(L_0 - k(t)) \quad (1)$$

筋肉は(1)式内の  $L_0$  が時刻  $t$  に関する周期関数  $L(t)$  に置き換わったバネと定義される。モデルにおけるアクチュエータとして働く要素である。前の記号を用いれば、筋肉が質点に与える力  $F_{Muscle}$  は次式のようになる。

$$F_{Muscle} = -k(L(t) - k(t)) \quad (2)$$

$L(t)$  は以下のように記述される。

$$\begin{aligned} L(t) &= L_0 + \Delta L_0 \\ &= L_0 + L_0 \times R \times A \sin\left(\frac{2\pi}{T}t - \phi\right) \end{aligned} \quad (3)$$

$L_0$  は一本の筋肉に固有の定数で、オシレータが振動を送出しない場合等、筋肉を単なるバネとして扱う際に自然長として計算に用いる値である。

(3)式で、オシレータに固有のパラメータは次の2種類である。

- $A \in [0, 1]$ : オシレータ振幅
- $T \in [0, \infty)$ : 周期

(3) 式中, 各筋肉に固有のパラメータは上記  $L_0$  の他に次の 2 種類がある.

- $R \in [0, 1]$ : 相対振幅
- $\phi \in [0, 2\pi]$ : 位相

2.3 実験に利用するモデル Fig.2 に本論の実験で用いるロボットモデルを示す.

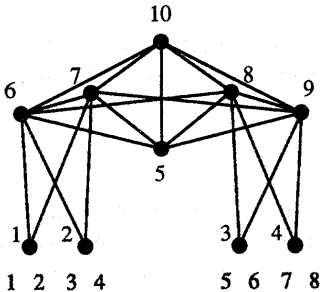


Fig. 2 Robot for a series of experiments

4 足歩行の動物に見立てたモデルである。質点 1・2 それぞれから質点 6・7 への 4 本, 質点 3・4 それぞれから質点 8・9 への 4 本の計 8 本の筋肉がある。体を構成する質点 5 から 10 までの間は 6 と 9 の間を除き相互にバネでつながれている。このモデルの動作を決定するパラメータは Table 1 の 19 種類となる。

parameter	number
phase of each muscles $\phi_1, \dots, \phi_8$	8
relative amplitude of each muscles $R_1, \dots, R_8$	8
spring constant $k$	1
period of oscillator $T$	1
amplitude of oscillator $A$	1

### 3. 実験 : GA による動作獲得

3.1 概要 個体の評価方法, 染色体の設計を変えて 4 通りの GA を実施し, Fig.2 に示したロボットの獲得した行動を観察する。以降で各種設定について述べる。

3.2 タスク・環境の設定 モデルに行わせるタスクは「画面中央からスタートし, 設定した時間内に画面右のゴール領域に自らの重心を運ぶ」と設定した。Fig.3 に活動する領域とゴール領域 (網掛け部分) を示す。

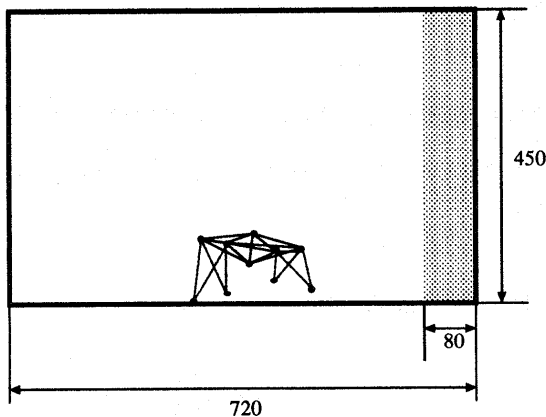


Fig. 3 Field and goal(shaded area)

3.3 GA の設定 本論では実数値ベクトルを染色体として用いる実数値 GA(Real-Coded GA) を利用する。染色体の交叉方法は BLX- $\alpha$  (BLX:Blend Crossover)<sup>(4)(5)</sup> である。

実数値 GA の利用により, Table 1 のパラメータを並べた 19 次元実数値ベクトルをそのまま染色体として用いることが可能となる。Table 2 に染色体の設計と各遺伝子座の探索幅を示す。

Table 2 Layout of the chromosome and search width of loci

locus	parameter	search area
1, ..., 8	$\phi_1, \dots, \phi_8$	$[0, 2\pi]$
9, ..., 16	$R_1, \dots, R_8$	$[0, 1]$
17	$k$	$[0, 125]$
18	$T$	$[0, 60]$
19	$A$	$[0, 1]$

交叉に際し, 親となる個体を選択する方法にも様々な手法が提案されている<sup>(6)</sup>。本論ではトーナメント方式 (tournament selection) に, 優秀な個体を次世代に残すエリート戦略 (elitist strategy) を併用した選択方法を利用する。

適応度の計算に利用する 3 種類の評価関数を用意する。

距離評価 :  $fitness_{Distance}$  ゴールへ近付いた距離

高度評価 :  $fitness_{Altitude}$  重心の低さ (Altitude : 高度)

時間評価 :  $fitness_{Time}$  ゴールまでに要した時間

いずれも最大値 1 の関数である。実験ではこれらの単独の値・もしくは積で組み合わせた値を適応度として利用している。

GA で利用する各種パラメータの値を Table 3 にまとめる。この値は 4 種類の実験全てで共通である。

Table 3 Setting of GA

maximum generation	100
population size	100
trial time for each individuals	100
crossover rate	0.5
winning percentage of the better individual in the tournament selection[4]	0.75
constant value for defining the search area of BLX- $\alpha$	0.5

### 3.4 実験結果・考察

3.4.1 実験 1 ここまで述べてきた設定の下, 適応度を  $fitness_{Distance}$  を単独で用いた実験である。

この結果, 最終世代で高い適応度を持った個体の多くに, 「飛び跳ねた結果, 偶然ゴールへたどり着いて高い評価を得た」という傾向が見られた。Fig.4 は, 実験 1 で獲得された典型的な動作の一例を示したものである。

飛び跳ねて偶然ゴールへ到達できた個体は進化の初期段階でも比較的多く発生しており, このことが集団全体の進化を鈍らせていた。Fig.5 は平均適応度の変化を示したグラフである。

3.4.2 実験 2 : 高度評価の追加 「観測時間中, 重心を上昇させずに行動することができたか」という点も適応度計算の基準とする。これは適応度を  $fitness_{Distance} \times fitness_{Altitude}$  に変更することで実現している。

Fig.6 は平均適応度の変化を示したグラフである。新たな条件が加わったにも関わらず, 実験 1 に比べ最終世代での値が高い。

しかし個体が獲得した動作に共通して言えることは「スタート直後に体勢を崩し, 床を這うようにゴールへ向かう」という点である。このような動作であれば重心がスタート時の高さを越えることはないため, 必ず  $fitness_{Altitude} = 1.0$  となる。Fig.7 は, 実験 2 で獲得された典型的な動作の一例を示したものである。

3.4.3 実験 3 : 探索パラメータの削減 オシレータ振幅・周期・バネ定数に制限を加えたのが実験 3 である。ここでは Table 3.4.3 に示す値に固定した。よって染色体は 19 次元から 16 次元の実数値ベクトルに変更となる。また, 適応度評価の方法は実験 2 と同様のものを用いている。

Fig.8 は平均適応度のグラフである。最終世代では約 0.97 を示している。

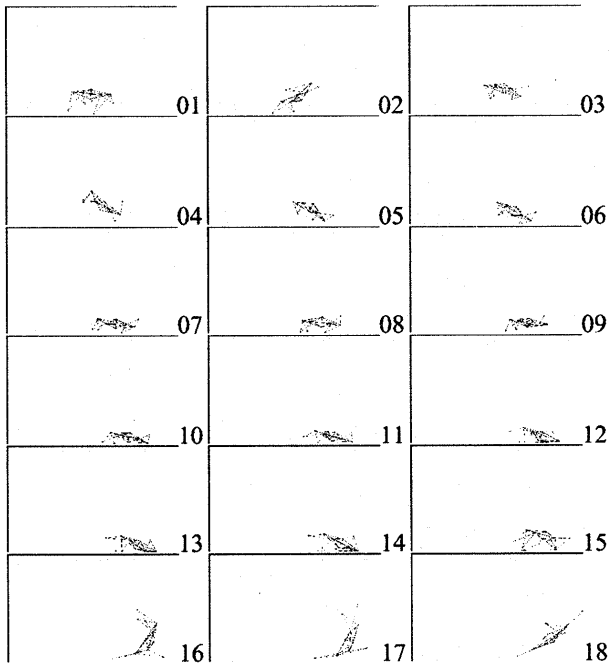


Fig. 4 Typical behavior in experiment 1

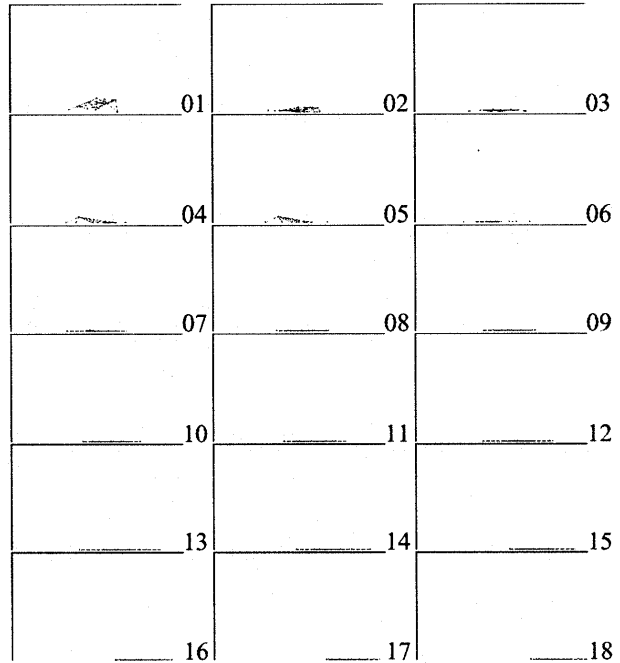


Fig. 7 Typical behavior in experiment 2

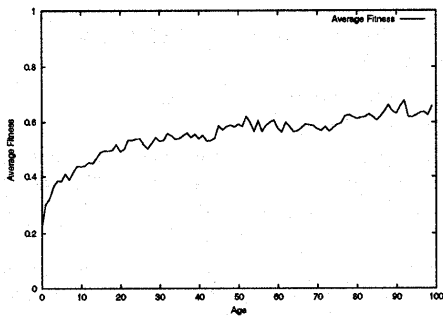


Fig. 5 Average fitness (experiment 1)

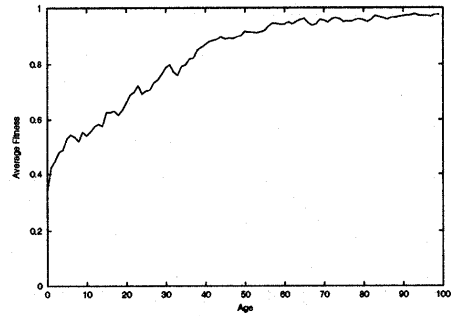


Fig. 8 Average fitness (experiment 3)

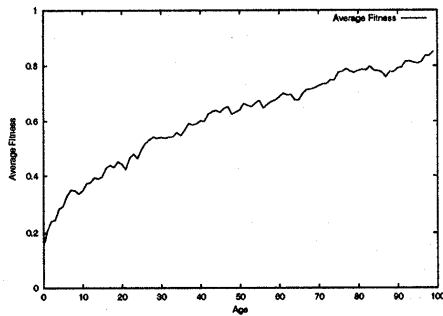


Fig. 6 Average figure (experiment 2)

Table 4 fixed numbers for $A, T, k$	
spring constant $k$	125
period $T$	6
amplitude of oscillator $A$	0.3

この実験で生成された動作に共通して言えることは、歩幅が小さく、重臣の高さをできるだけ一定に保っている」という点である。Fig.9は、実験3で獲得された典型的な動作の一例である。

**3.4.4 実験4: 時間評価の追加** 実験3において、モデルは歩行に近い行動を獲得する。そこでこの実験では、実験3の条件からGAの適応度評価を変更し、それが最終的に獲得される行動にどのような影響を与えるのかについて調べるものである。ここでは「どれだけ早くゴールへ到達したか」を適応度評価の基準に加える。すなわち適応度は  $fitness_{Distance} \times fitness_{Altitude} \times fitness_{Time}$  と計算される。

Fig.10は平均適応度の変化を示したグラフである。評価基準がより厳しくなったことも関係し、0.6付近で止まっている。

実験4の最終世代に共通して言える点として、「走る個体が多い」ということが挙げられる。具体的には、スキップのように前後の足の位相を合わせる個体や、実際の4足歩行動物(犬や馬など)のように走る個体が多く見られた。Fig.11は、実験4で獲得された典型的な動作の一例を示したものである。

#### 4. 議 論

実験3・4で見たように、個体を評価する方法を変えると、獲得される動作は「歩行」から「走行」へとその傾向を変えた。このことから、モデルに多様な動作を獲得させるには、「重心は低く」「できるだけ速く」など抽象的な目標をどのように設計するのかについて十分考慮する必要があると考えられる。

実験1・2では、オシレータ振幅、オシレータ周期、バネ定

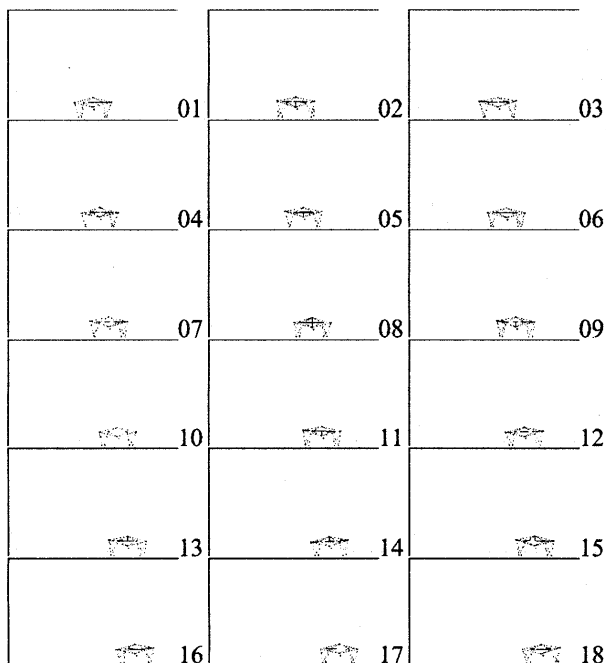


Fig. 9 Typical behavior in experiment 3

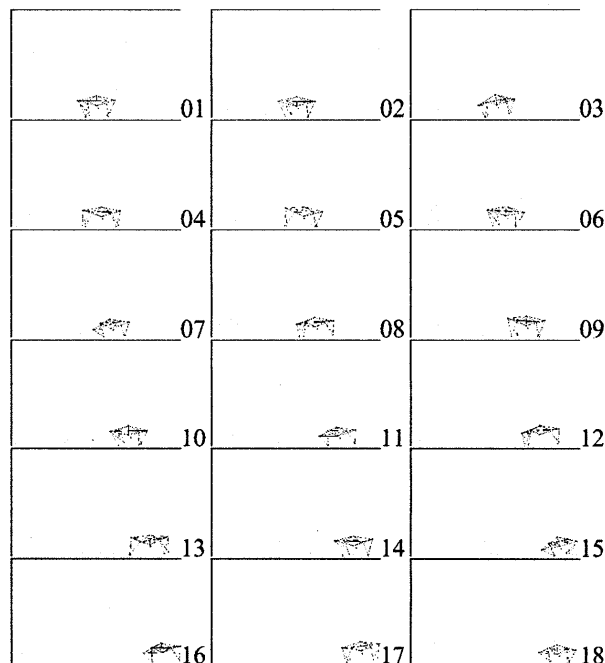


Fig. 11 Typical behavior in experiment 4

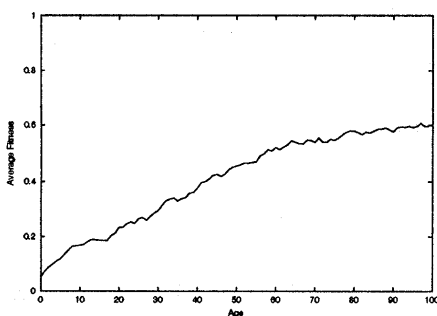


Fig. 10 Average fitness (experiment 4)

数も探索の対象としていた。これらの実験では適応度もあまり上がらず、様々な動作（飛び跳ねる、崩れる）が多数生成されることを見た。ただ、平均適応度は低いとはいえ世代数と共に上昇しており、GA 自体は機能している。よって、GA の適応度評価にさらに条件を設けることで、より歩行に近い動作が獲得できた可能性がある。しかし適応度評価に制約が多いと、多様な動作の生成が妨げられるという点は否定できない。

### 5. まとめ

動作の進化が示す性質を調べる目的で、1つのモデルに対し遺伝的アルゴリズムを適用して動作を獲得させる実験を行った。この結果を通じて、次の知見を得た。

- モデルに提示する適応度関数の設計によって、生成される動作の傾向が変化した。これは与える目標の設計が動作生成に重要であることを示唆している。
- 変更可能なパラメータが多数存在する場合、秩序立った動作の獲得が困難になる。

更なる実験の反復、およびより詳細な解析が今後の課題である。

### 参考文献

(1) Sims, K., *Evolving Virtual Creatures*, Computer Graphics (Siggraph '94 Proceedings), pp.15-22, 1994.

(2) Ventrella, J., *Disney Meets Darwin*, IEEE Computer Animation '95 Proceedings, 1995

(3) Soda Creative Technologies Limited, *sodaplay*.  
<http://sodaplay.com/>

(4) Francisco Herrera and Manuel Lozano and Jose L. Verdegay, *Tackling Real-Coded Genetic Algorithms: Operators and Tools for Behavioural Analysis*, Artificial Intelligence Review, volume 12, number 4, pp.265-319, 1998

(5) L. Eshelman and J. Schaffer, *Real-coded genetic algorithms and interval-schemata*, Foundations of Genetic Algorithms 2, pp.187-202, Morgan Kaufman Publishers, 1993

(6) Melanie Mitchell, *An Introduction to Genetic Algorithms*, MIT Press, 1996, 邦訳：伊庭齊志監訳、遺伝的アルゴリズムの方法、東京電機大学出版局, 1997