

進化的計算法を用いたリンク型移動ロボットの 形態と運動パターンのデザイン法

遠藤 謙* 川内野 明 洋* 前野 隆 司*

Design of the Morphology and Neural Systems of Link-Type Locomotive Robots using Genetic Programming

Ken Endo*, Akihiro Kawachino* and Takashi Maeno*

In this paper, a method for designing morphology of body and neural systems of link-type robots is suggested in which the robots can adapt the changes in environment using the evolutionary computation. The morphology of the body and neural systems have a close relationship to each other. So the model of the robot is constructed in which the morphology of the body and neural systems emerge simultaneously. The morphology of the body and neural systems are generated using a Genetic Programming. As a neural system, six kinds of them are used to compare with each other. The tasks are that the robots move on grounds including different height of hills from generation to generation in the two dimensional lateral simulated world under the effect of the gravity. The robots are evaluated based both on a moving distance and an efficiency. As a result, various combinations between the morphology of the body and neural systems of the robots were emerged. Moreover, the robot went over the hills that were not experienced. Finally, this method is applied to design the real.

Key Words: Locomotive Robot, Genetic Programming, Adaptability

1. はじめに

地球上には、多様な形態をもつ生物が生息しており、それぞれすぐれた移動能力をもっている。そのため、ヒトを含めた生物の形態や構成要素を模倣した様々な移動ロボットが開発されてきた。しかし、生物の形態や構成要素、すなわち質量・材料特性・構造は機械要素とはまったく異なる。例えば、ロボットのアクチュエータに用いられるモータの質量、特性、形状は生物の筋肉とはかけ離れている。一般にロボットに用いられるセンサ、機械要素の制御系についても同様のことがいえる。一方、生物は、構成要素の限られた選択肢の中で形態や運動パターンを変化させながら環境に適した筋骨格系や神経系を獲得してきた。もし、ロボットのために用いる構成要素に基づいて、ロボットに生物のような進化の過程を辿らせるならば、まわりの環境に適した形態と運動パターンを獲得できるのではないかと考えられる。

これより、ロボットをデザイン（設計）する際に生物から学ぶべきものは、形態や神経系そのものよりも、むしろ、その進化の過程であると考えられる。つまり、ロボットにはロボットの身体を構成する要素に即した形態と運動パターンがあるはず

であり、これを求めることが生物の形態に学ぶことよりも重要であると考えられる。そのためには、限られたアクチュエータ・センサ・構造部材という構成要素と、移動環境という拘束条件のもとで、最適な形態と運動パターンはロボット自身に進化的に獲得させるという移動ロボットのデザイン（設計）法が有効である。

人工生命の分野では、すでに、このような手法を用いた研究が行われてきた。Sims は、コンピュータ上の三次元空間に、複数ブロックからなる形状をもちセンサ情報を利用して「歩く」「泳ぐ」「ジャンプする」といった行動を行う仮想生物を進化的に生成した [1]。また、二つの仮想生物が一つのリソースを奪い合う競争によって仮想生物を生成させた [2]。Ventrella は様々な行動を示す仮想生物の生成を行った [3]。また、菊地らは形態と知能のバランスに注目し、モジュール化されたロボットを組み合わせることで、環境の変化に対応できるロボットの形態と知能を同時に獲得した [4]。しかし、これらの研究はまだまだロボットとして実用化できる段階にはない。

一方、実際のロボットの形態や運動の生成に進化的計算法を適用する研究も行われている。北村らは、遺伝的プログラミング（GP）[5]を用いて、仮想空間においてリンク型移動ロボットの形態と運動パターンを創発的に獲得させた [6]。また、Lipson らは進化的計算法とラピッドプロトタイプング技術を組み合わせることにより仮想空間で獲得された仮想生物を自動的に製造

原稿受付 2003年4月22日

*慶應義塾大学

*Keio University

するという、設計と組み立ての自立性に重点をおいた研究を行った [7]。Hornby らは、L-system を用いて、階層性やループを含むことのできる高度な神経系のコーディング法を提案し、形態と神経系の共進化を行った [8]。また、生成された解を実際に作成し、動作することの確認も行っている。しかし、これらの研究によって生成された仮想生物やロボットは単純な周期的運動によって移動するものであり、環境からのフィードバックがまったくないため環境変化への適応は不可能である。また、実際に使用するモータやリンクなどの要素の特性が明示的に考慮されていないため、シミュレーションの結果と実際のロボットの動きに大きな差を生じさせる大きな原因の一つとなっている。

本研究では、運動パターンを決定する神経系とロボットの形態を同時に進化させる手法を用いて、環境情報のセンシングに基づき、環境変化に対応できる実移動ロボットを創発的にデザイン（設計）する手法を提案する。ハードウェアを製作することを念頭に置くため、製作可能な構造であり、様々な運動パターンを生成できる、単純な要素から構成される二次元リンク型移動ロボットを対象とする。形態と神経系の両者を木構造で表現し、GP により最適化を行う。また、ロボットに世代ごとに異なる不整地を移動させることにより、環境適応性を獲得させる。ロボットの設計を多目的最適化問題としてとらえ、ロボットの移動距離、移動効率の両者を評価して最適化を行う。提案した手法の妥当性を確認するために、まず、六つの神経モデルの比較検討を行う。次に、実ロボットへの適用例を示す。

2. 移動ロボットのモデル

本章では、なるべく単純な構造でかつ多様な構造および運動パターンを生成できるロボットの定式化を行う。なお、進化的計算による形態と神経系の最適化法については 3 章で述べる。生物の身体は胴体を中心とした枝分かれ構造をしていることに倣い、リンクを木構造状に組み合わせることによりロボットの形態を定式化する。また、神経系も、あらかじめ定義した単純なプログラム言語の関数および、その引数の組み合わせにより木構造状に定式化する。

2.1 形態

本研究で用いるロボットの要素は Fig. 1 のような二次元の単純なリンクを組み合わせたものとする。ただし、一つのリンクを基準として、そのリンクに付属するリンクを基準となるリンクの子リンク、またその子リンクを孫リンクと呼ぶ、基準のリンクが付属しているリンクを親リンクと呼ぶ。リンクの密度や物性値等は実際に作成するとき用いる材料の物性値を参考にして決定した。ロボットの構造を定式化するに当たり、一つのリンクを次式のように表現する。

$$FUNC(L, k, \theta, J)$$

ただし、 $FUNC$ はリンクに接続する子リンクの数を示す関数であり、リンクが一つの子リンクをもつときは Progn1、二つの子リンクをもつときは Progn2、また、子リンクを一つももたないときは Term と表現する。それぞれのリンクは式の括弧にリンクの長さ L 、バネ係数 k 、初期角度 θ 、親リンクの原点から接続位置までの長さ J といったパラメータをもっている。バ

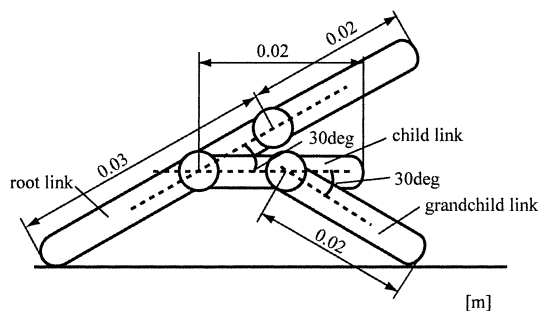


Fig. 1 Model of robots

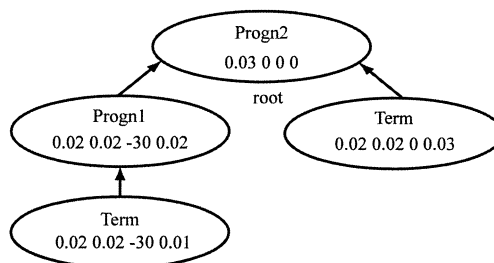


Fig. 2 Tree structure of the morphology of body

ネ係数 k は、各関節の受動弾性特性を与えるための係数である。生物は運動を行う際に、関節のバネ特性を利用して効率よく運動を行う。本研究においても、各関節に受動弾性特性を考慮することによって、関節のバネ特性を利用して効率よく移動する個体が生成されると考えられる。各パラメータの値は進化の過程で獲得され、これらの値が決定されると、ロボットの形態も一意に決定される。ロボットの形態のトポロジーは次章で説明する一般的な遺伝的プログラミングに倣い、木構造の定式化に従って表現する。

ロボットは形態の中心となる一つのルートリンクをもち、ルートリンクに接続される子リンク、また子リンクに接続される孫リンクのように、各リンクが順に接続されていくものとする。以上のことからロボットの形態は、 L, k, θ, J といったパラメータの情報を含む木構造として記述する。例えば、ロボットが Fig. 1 のような形態をもつとき、このロボットの形態は

$$\begin{aligned} &(\text{Progn2 } [0.03 \ 0 \ 0 \ 0] \\ &\quad (\text{Progn1 } [0.02 \ 0.02 \ -30 \ 0.02] \\ &\quad\quad \text{Term } [0.02 \ 0.02 \ -30 \ 0.01]) \\ &\quad \text{Term } [0.02 \ 0.02 \ 0 \ 0.03] \\ &)\end{aligned}$$

となり、LISP 言語のような構造で表現する。また、このロボットを木構造によって表現すると Fig. 2 のようになる。一つのリンクに最大二つのリンクまで接続することができるものとし、木構造の最大深さは 2 とする。

2.2 神経系

神経系は各リンク間の関節に存在し、属する関節の出力トルク値を決定する働きをもつものとする。神経系の構造はプログラム言語の関数と引数の組み合わせにより生成される木構造とする。木構造の最大深さは 5 とする。ここで、プログラム言語

Table 1 Nodes used in a digital neural model

| Function nodes | Number of argument |
|----------------|---------------------------------|
| NOT | 1 |
| AND | 2 |
| OR | 2 |
| = | 2 |
| - | 2 |
| IF | 3 |
| Variable nodes | Explanation |
| C_i | Contact information of link i |
| $A_i^{1,2}$ | Angle information of joint i |
| 1 | Constant |
| 0 | Constant |
| E_i | Output before one time step |

の関数はアナログ値あるいはデジタル値を扱う単純な関数とし、引数はセンサなどの値とする。関数は引数の値を入力し、出力値を決定する。すなわち、入力値が変化すると出力値も変化する。以上のように木構造状に構成された神経系のプログラムが LISP 言語のように順次実行されることにより、ロボットの各部の状態および環境との設置情報から、ロボットへの出力トルクパターンが求められる。この木構造状神経系を、ボトムアップ的、かつ創発的に進化させれば適切なリズムが生成されると考えられる。なお、環境からの情報や出力情報の大きさと環境適応性を比較するために、六つのモデル、すなわち、DD, AA, ND, NA, DA, AD を用意した。これらの最初の文字は入力、二つめの文字は出力を示しており、A はアナログ数、D はデジタル数、N はすべての入力がないことを意味する。例えば、AA モデルは環境から床反力や関節角度をアナログ数として入力し、出力トルクも連続的な値である。

(a) デジタル神経モデル

デジタル神経モデル (DD モデル) は接地情報や関節角度の情報をプール値として入力し、また、各関節への出力トルクも離散的な値である。Table 1 にデジタル神経モデルで用いる関数ノードの定義を示す。デジタル神経モデルでは環境からのすべての情報をプール値で表現する必要がある。例えば、 C_i はリンク i が接地しているときに 1、接地していないときに 0 をとる。角度情報はリンクの可動範囲を 4 分割することによって、リンクのある位置を 2 ビットの情報で表現する。ただし、この 2 ビットの情報はそれぞれ A_i^1, A_i^2 の値とする。

関数“-”は木構造のルートノードのみに用いられる関数である。この関数により、神経系は -1, 0, 1 の 3 種類の離散値を出力する。関数“-”は二つの引数を取り、次の時間ステップにおいて、第 1 引数の値は E_1 、第 2 引数の値は E_2 となる。最終的に神経系の出力が 1 のときは 0.2 [Nm]、0 のときは 0 [Nm]、-1 のときは -0.2 [Nm] のトルクが神経系の属する関節に出力される。また、デジタル神経モデルに用いられる関数の入力値はすべて 1, 0 とした。

(b) アナログ神経モデル

Table 2 にアナログ神経モデル (AA モデル) に用いる関数ノードの定義を示す。各関数ノードの出力の値は $-\pi/2$ から

Table 2 Nodes used in an analog neural model

| Function nodes | Number of argument |
|----------------|---------------------------------|
| not | 1 |
| sin | 2 |
| tan | 2 |
| if | 3 |
| sig | 4 |
| Variable nodes | Explanation |
| C_i | Contact information of link i |
| A_i | Angle information of joint i |
| N | Constant |
| E | Output before one time step |

$\pi/2$ の間の連続的な数値である。関数 sig は、

$$sig(r_1, r_2, r_3, r_4) = \frac{1}{1 + e^{-(r_1, r_2, r_3, r_4)}} \quad (1)$$

のようなシグモイド関数とする。ただし、 r は四つの引数の和を意味する。また、関数 sin の第 2 引数は位相を示す。関数 if は三つの引数を持ち、第 1 引数の値が正であれば第 2 引数、負であれば第 3 引数を出力する関数である。関数 not は引数の符号を逆転する関数である。

ロボットの全質量を M 、リンク i の受ける床反力を F とするとき、接地情報 C_i を、

$$C_i = \frac{F\pi}{Mg} - \frac{\pi}{2} \quad (2)$$

のように表す。関節角度の情報を示す A_i は、ある関節の可動範囲が $-\pi/3$ から $\pi/3$ であれば、

$$A_i = \frac{3}{2}\theta \quad (3)$$

となる。このようにして、神経系の出力値 P の値は $-\pi/2$ から $\pi/2$ の間の値をとるようにする。出力トルク τ は、

$$\tau = 0.2P \cdot \frac{2}{\pi} \quad (4)$$

とする。この式により、出力トルクの値は -0.2 [Nm] から 0.2 [Nm] の値をとる。

(c) その他のモデル

その他のモデル、すなわち、ND, NA, DA, AD においては、前の文字が入力、後ろの文字が出力を示しており、A はアナログ値、D はデジタル値、N は入力がないことを意味する。この文字に応じて Table 1, 2 の関数ノードを用いるものとする。

3. 手 法

本章では、ロボットの形態と運動パターンを最適化するための手法について説明する。

3.1 遺伝的プログラミング

2章で述べたように、ロボットの形態と神経系はともに木構造で表現できる。神経系は各関節に存在するので、Fig. 3 のように形態と神経系を一つの大きな木構造によって表現できる。この木構造の最適構造を探索するために、進化的計算法の一つで

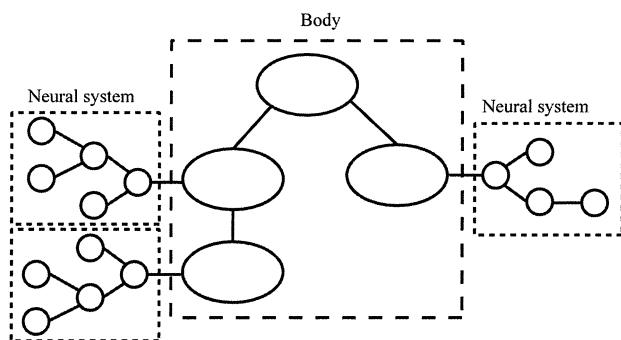


Fig. 3 Tree structure of the robot

あり遺伝子型として木構造そのものを扱うことのできる遺伝的プログラミング (GP) を用いる。すなわち、遺伝操作としては交叉と突然変異を行う。交叉の際、交叉点はランダムに選択される。ただし、木構造には形態と神経系の木構造が存在するため、通常の GP の交叉や突然変異を行うと、文法が壊れる恐れがある。そのため、交叉に際し以下の操作を行う。一つの個体から選択されたノードが形態ノードであった場合、もう片方の親から選択されるノードも形態ノードであるものとする。また、突然変異に関しては、選択されたノードに適した突然変異を行う。例えば、選択されたノードが形態ノードである場合、選択されたノードよりも下位のノードが再構成される。本研究においては、突然変異が行われるノードは形態ノードだけではなく、形態ノードに属する神経系も含まれる。また、選択されたノードが神経ノードである場合、選択されたノードよりも下位のノードが再構成される結果、神経系のみが再構成されることになる。

形態ノードに含まれるリンクパラメータは、まず初期個体において生成する。五つのパラメータを含む形態ノードの交換は進化の過程において二つの個体の間で交叉により行われるが、組み合わせを構成する個々のパラメータは変化しない。つまり、形態ノードに含まれるリンクパラメータは突然変異のみに基づいて最適化されるものとする。

生成されたロボットは移動距離や移動効率を考慮した評価関数によって適応度が割り当てられる。適応度の低い個体は進化の過程で淘汰される。また、突然変異や交叉により新しい個体が生成され、より適応度の高い個体が生き残る。

3.2 多目的最適化

本研究では、ロボットの設計を多目的最適化問題としてとらえ、進化の過程で各個体は二つの評価関数によって評価されるものとする。

移動ロボットの評価関数として移動距離がよく用いられる。しかし、移動距離はロボットの大きさに依存してしまう。このため、一つめの評価関数として、単位質量当たりの移動距離、

$$f_{movability} = \frac{d}{M} \quad (5)$$

を用いる。ただし、 M はロボットの全質量、 d はロボットの 8 秒間の移動距離とする。次に、移動効率を二つめの評価関数とする。移動距離を一定とすると、各関節の出力トルクの和が小さいほど移動効率が高くなる。よって、二つめの評価関数は、

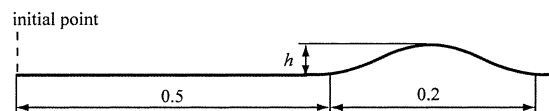


Fig. 4 Environment for movement

$$f_{efficiency} = \frac{1}{1 + \sum_i |\tau_i|} \quad (6)$$

とする。ただし、 τ_i は単位時間当たりの関節 i の出力トルクの平均値である。さらに、進化の過程において、パレート保存戦略、並列選択、シェアリングを併用する [9]。

3.3 シミュレーション

ロボットの移動環境は Fig. 4 のような山状の地形を含む平地とする。山の高さ h は世代ごとに変化し、その範囲を $0.00 [m] < h < 0.02 [m]$ とする。初期状態では、ロボットの重心がスタート地点に存在するものとする。スタート地点から $0.5 [m]$ の地点までは平地が続く、その後山状の地形が存在する。その後は、永久に平地が続く。よって、平地・山・平地の環境の変化に対応でき、移動距離が大きく、かつ移動効率のよい個体が生き残ることになる。

一般にロボットの運動方程式は次式のように表される。

$$M(\ddot{q}) + c(q, \dot{q}) + g(q) = \tau \quad (7)$$

ただし、左辺の第 1 項は慣性力の項、第 2 項は遠心力およびコリオリ力の項、第 3 項は重力の項、右辺は各関節の出力トルクである。本研究ではダイナミクスを考慮してシミュレーションをする。また、出力トルクは各関節に存在する神経系に環境からの接地情報や関節の角度情報を入力することにより決定される。床モデルとしては、重力と摩擦の影響を考慮し、パネとダンパを組み合わせたモデルを用いる。シミュレーションの時間ステップは $5 [ms]$ とする。

遺伝的プログラムのパラメータは以下のようにする。

| | |
|-----------------|------|
| Population Size | 200 |
| Generation | 300 |
| Mutation Ratio | 0.02 |

パレート最適解はすべて次世代に保存され、残りの個体はすべて交叉により生成されるものとする。そのため、パレート最適解の数より、交叉率が世代によって異なることとなる。また、各神経モデルによって探索空間は異なるが、すべてのモデルにおいて十分に解が収束するまで計算を行い、その後、生成された結果を考察した。

4. 結 果

4.1 六つのモデルの比較

2章で説明した ND, NA, DD, DA, AD, AA, すべての神経系のモデルに対して、同じ条件で GP を用いて最適化を行った。同じ条件で何度か計算を行ったところ、最終世代の解はまったく同じとはならなかったものの、類似した個体が生成されたため、条件および実験結果は妥当なものであると判断した。

進化の初期段階では、まず、様々な形態と運動パターンをも

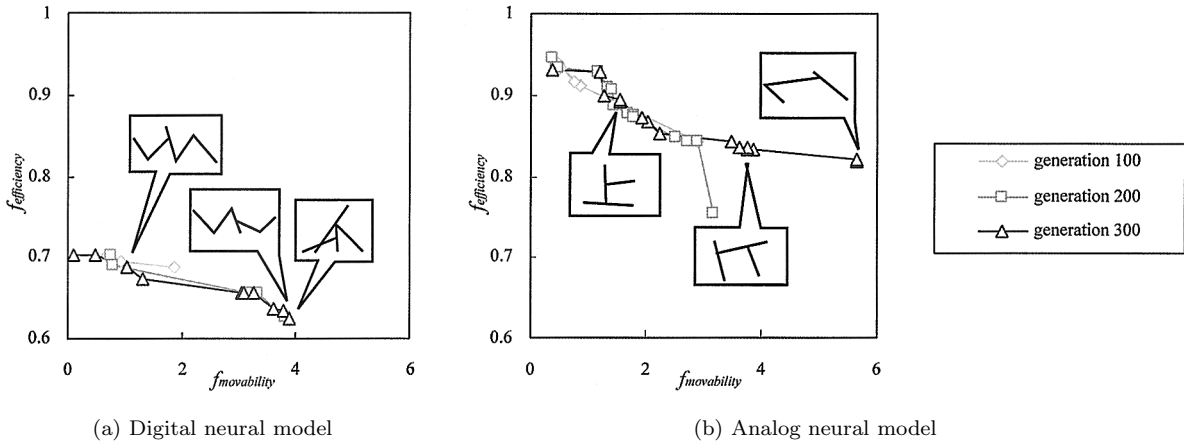


Fig. 5 Pareto optimal solutions

つ個体が生成されたものの、移動する個体はなかなか生成されなかった。次第に、少しだけ移動できる個体が生成され、これらが次世代に生き残るようになった。すなわち、初期世代では移動に適した形態をもつ個体が生き残った。また、世代が進み、各個体が山状の地形にまで達するようになると、それまでに生き残ってきた個体の中から、環境の変化に対応できるもののみが生き残るようになった。つまり、より評価関数に適したもののみが生き残り、その他のものは淘汰されたといえる。ここで注目すべきは、計算開始から山状の地形を越えるまでの間、生き残る個体の形態と運動パターンが同時に変化しながら進化した点である。このような進化の特徴は、いずれの神経モデルにおいても得られていた。これは、生物の進化過程に類似した現象といえる。以下に、それぞれのモデルにおける計算結果と、パレート最適解の中から選んだ選好解の形態と運動パターンについて説明する。

a. デジタル神経モデル

デジタル神経モデル (DD モデル) を用いたロボットの最適解を GP により探索したところ、初期世代では少しも移動できない個体が多く、 $f_{movability}$ の値が小さいものばかりが生成された。しかし、世代が進むごとに移動距離も除々に増加し、その中でも移動効率のよいものが生き残った。最終的には、山状の地形にたどり着き、越えていくものも現れた。Fig. 5 (a) に、100 世代、200 世代、300 世代における DD モデルのパレート最適解の適応度の値と 300 世代のときの各パレート最適解の形態の例を示す。このように、様々な形態のロボットが生成されていることが分かる。また、Fig. 5 (a) の中で、 $f_{movability}$ の値が大きい方から六つまでのパレート最適解が 0.02 [m] の高さの山状の地形を越えた。その中から $f_{movability}$ の値が最も大きい右端の解を選好解として選んだ。

DD モデルの選好解の形態を Fig. 6 に示す。図のように関節 1、関節 2、関節 3 のように各関節に順に番号をつけた。このロボットは主に、関節 1 と関節 3 を駆動させることにより移動している。リンク 1 と地面との距離および関節 1 の出力トルクを Fig. 7 に示す。リンク 1 が地面と接触しているときは、関節 1 には正の方向、地面と接していないときは負の方向にトルクが

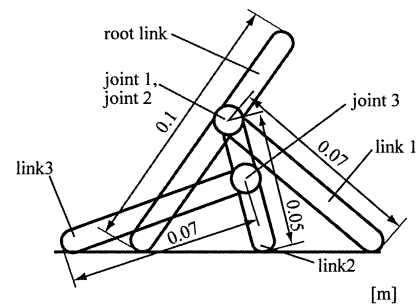


Fig. 6 Morphology of preferblack solution of digital neural model

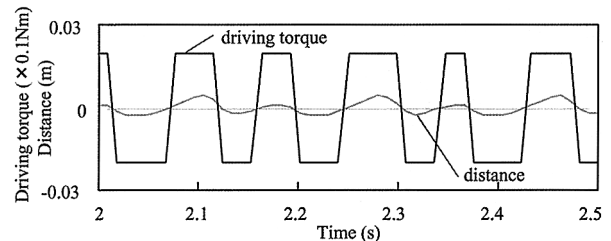


Fig. 7 Driving torque of the joint 1 and distance between the ground and link 1

働いている。また、リンク 3 と関節 2 の間にも同様の関係が成り立っている。Fig. 8 にはこのロボットの運動パターンと各関節の動きを示す。ロボットが平地を移動しているときには、各関節は周期的な運動を行っている。一方、ロボットが山にさしかかると、運動パターンを変化させて、山を越え、平地に戻ると再び元の周期的な運動に戻っている。また、山の幅を狭めたり、複数の山を連続させるなど、ロボットが進化の過程で体験したことのないような環境においてこのロボットを移動させたところ、やはり、運動パターンを変化させ、環境の変化に対応しながら移動を行うことができた。つまり、この形態と運動パターンの組み合わせはある程度の環境適応性をもっているといえる。

b. アナログ神経モデル

Fig. 4 (b) に示すように、アナログ神経モデル (AA モデル)

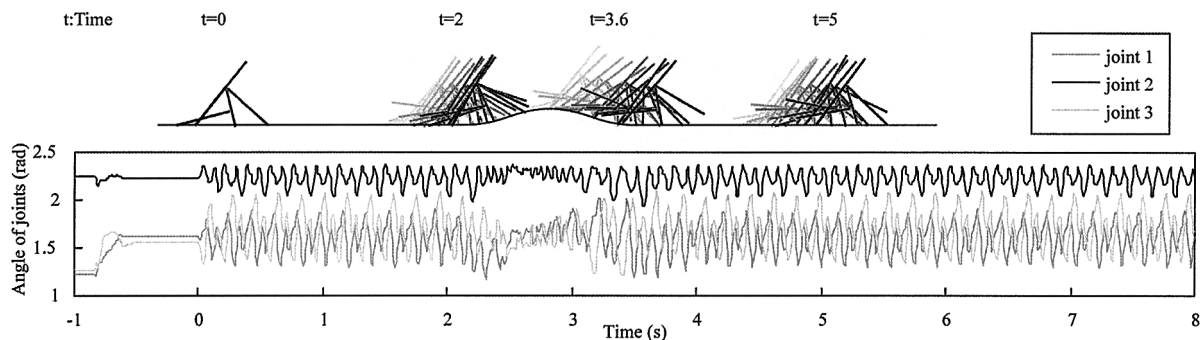


Fig. 8 Stick figure and angle of joints of preferblack solution of digital neural model

においては世代数 300 のときに 15 のパレート最適解が生成された。アナログ神経モデルをもつロボットはデジタル神経モデルをもつロボットよりも単位当たりの移動距離、移動効率ともに、かなりよい値を示した。アナログ神経モデルの方が探索解空間が広く、計算時間も長いので、計算効率について比較することは妥当ではないが、結果についていえば、アナログ神経モデルの方がデジタル神経モデルよりも環境適応性に優れているといえる。これは神経系の中で扱われる情報量の違いによるものであると考えられる。アナログ神経モデルをもち、高い適応度をもつロボットは、哺乳動物が足で胴体を持ち上げて移動する場合のように、あるリンクを他のリンクで持ち上げることによって移動している。一方、デジタル神経モデルをもち、高い適応度をもつ個体は、リンクを持ち上げてはならず、イモムシが「這う」場合のような運動パターンを示す。これは、複雑な神経系をもつ高等生物の運動がより高度であることと定性的に一致している。複雑さの定量的な評価は今後の課題であるが、上記の特徴は少なくとも直観的なレベルでは生物と類似している。

アナログ神経モデルのパレート最適解のうち、 $f_{movability}$ の値の大きい順に八つの個体が 0.02 [m] の山状の地形を越えた。Fig. 5 (b) の中で、単位質量当たりの移動距離 $f_{movability}$ の値が最も大きいものを選好解とした。選好解の形態を Fig. 9 に示す。各関節には図のように番号をつけた。このロボットはおもに関節 2 を動かすことによって移動している。関節 2 の出力トルクとリンク 2 の地面からの反力を Fig. 10 に示す。図より、出力トルクはリンク 2 の接地状態によって決定されていることが分かる。このロボットの運動パターンと各関節角度の変化を Fig. 11 に示す。ロボットが山にたどりつくとき、ルートリンクが山に持ち上げられることにより、ロボットの質量の大部分がリンク 2 に加わり、神経系の働きにより、関節 2 への出力トルクが大きくなる。このように、ロボットの形態は単純であるにもかかわらず、0.02 [m] の高さの山を越えることができる。ただ、山を越えるときと平地を移動しているときの運動パターンの違いはデジタル神経モデルの選好解と比べ微小であり、高等動物の歩行に似た運動パターンであるといえる。これはこの個体が床とリンクとの接地情報だけでなく反力によって出力トルクを決定できるためであると考えられる。この個体を未知の環境においたところ、デジタル神経モデルと同じように、運動パターンを変化させて移動し、環境に適応できた。

また、生成された単純な 3 リンクの形態と運動パターンは、

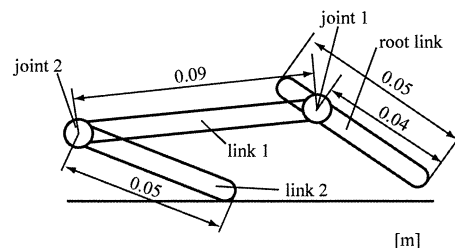


Fig. 9 Morphology of preferblack solution of analog neural model

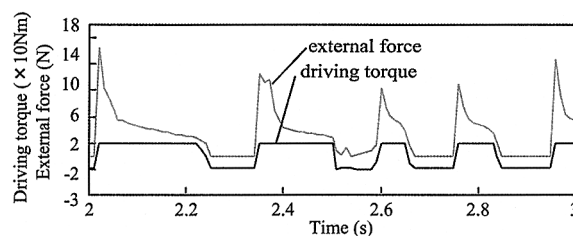


Fig. 10 Driving torque of joint 2 and external force of the link 2

銅谷 [10] や川内野ら [11] が扱ったロボットと似ていた。このことは、この形状が様々な運動パターンを生成しうる必要最低限の形態であるために、運動の生成方法が異なるにもかかわらず、同じような形態と運動パターンを生成できたということを示している。これより、本研究の手法によって従来の研究と同様な妥当なロボットの形態を生成することができたといえる。いいかえれば、銅谷、川内野が用いていた 3 リンクロボットは、リンク状のロボットの形態として適切であったといえる。

c. その他のモデル

その他のモデルの 300 世代時のパレート最適解の各適応度の値を Fig. 12 に示す。NA モデルと ND モデルではともに長い距離を移動できるロボットは生成されなかった。これより、移動には環境からの情報が重要であるといえる。これは、本手法で用いた神経系が、単体で振動する機能がないため、環境からの入力に依存してしまったということも考えられる。このことから、神経系に用いる要素も適切に選定する必要があるといえる。また、DD モデルよりも DA モデルの方が $f_{movability}$ において優れている。しかし、これらのモデルをもつロボットは、0.02 [m] の高さの山を越えることができなかった。また、四

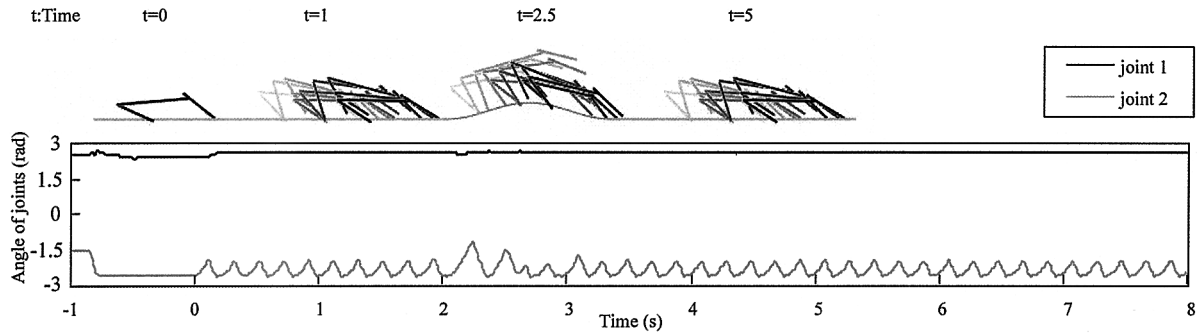


Fig. 11 Stick figure and angle of joints of preferblack solution of analog neural model

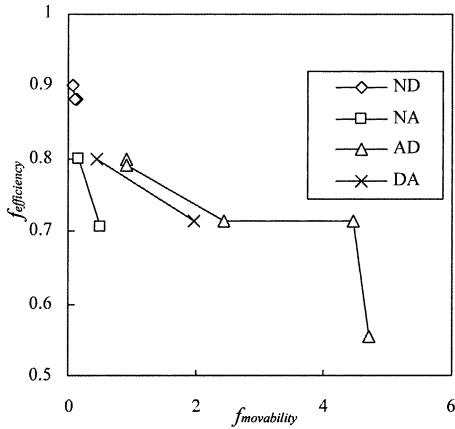


Fig. 12 Pareto optimal solutions



Fig. 13 Locomotion of the best solution

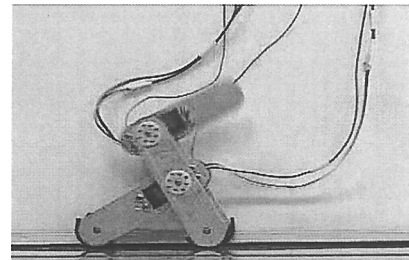


Fig. 14 Real robot of the best solution

つのモデルの中では AD モデルのみ 0.02 [m] の高さの山を越えることのできるロボットが生成された．このことから，環境適応性についてはロボットの入出力の協調が重要であり，環境からの入力情報量を増加させることの方が各関節への出力トルク情報を増加させることよりも重要であるといえる．

4.2 実ロボットへの適用例

これまで，単純なリンク構造のモデルと様々な神経モデルを用いて，移動効率と移動距離の優れた個体を生成させるモデルについての検討を行ってきた．しかし，各リンクの線密度を一定にし，モータの寸法や質量，慣性モーメントなどの特性は無視した．そのため，最適解をそのまま実際に製作するには，モータの配置位置の干渉や各関節の駆動範囲などの問題がある．また，各リンクの特性が異なるため，運動がシミュレーション上のものとは大きく異なることが考えられる．このため，本節では実ロボットを作成することを想定し，用いるモータやリンクの物性値や特性を考慮してシミュレーションを行えば，実ロボットの形態と運動パターンを生成できることを示す．

a. 実ロボットのモデル化

ロボットの形態は，これまでと同じように，Fig. 1 のような二次元多リンクとする．ただし，リンクの線密度を 0.313 [kg/m] とする．これは実際に用いるアルミニウムの板金パーツの測定結果である．各関節には近藤科学社のサーボモータを用いることを仮定し，モータの物性値を用いてシミュレーションを行った．以下にサーボモータの物性値を示す．

| | |
|-------|-------------------|
| 質量 | 0.055 [kg] |
| サイズ | 40 × 38 × 20 [mm] |
| 最大トルク | 0.95 [Nm] |

モータは各関節に一つの配置し，モータ同士の配置位置の干渉を避けるために関節間隔を 25 [mm] 以上とした．なお，このサーボモータにはあらかじめ位置制御器が付属している．そのため，制御器の特性を明らかにする必要がある．そこで，サーボモータの制御器を PD コントローラと仮定し，ステップ応答を測定し，各ゲインを算出した．求めたゲインを用いてシミュレーションを行うことにより，より実ロボットに近い条件でシミュレーションを行うことができると考えられる．また，神経系には，最も優れた適応度をもつ個体を生成したアナログ神経モデルを用いた．GP のパラメータはこれまでと同じ条件とした．

b. 結果と考察

サーボモータの動特性を考慮したモデルを用いて計算を行った結果，最終世代には，これまでの計算と同様に複数のパレート最適解が生成された．Fig. 13 に選好解の運動パターンを示す．この個体は，サーボモータの質量や慣性モーメント，動特性などを考慮してシミュレーションを行った結果であるため，実際にロボットを制作して実環境下で動作させることが可能であるとされる．このため，シミュレーション結果に基づき，実ロボットを作成した．作成したロボットを用いて動作実験を行ったところ，実環境下でシミュレーション通りに動くことを確認した．Fig. 14 に実ロボットの運動の様子を示す．しかし，シ

ミュレーションでは接地条件をリンクの両端で点接地するものとしており、実ロボットのリンクの両端は丸みがあることから、転がりが生じる場合がある。より実ロボットに近い条件でシミュレーションを行うためには、詳細な接地モデルを構築する必要がある。

5. 結 論

形態と運動パターンの両者を同時に進化させ、環境変化に適応できるリンク型移動ロボットをデザイン（設計）する手法を提案した。本手法により、様々な形態と運動パターンをもつ移動ロボットが生成された。本手法によって生成されたロボットは運動パターンを変化させることによって未知環境においても適応することができた。また、環境適応性には入出力される情報量が大きく影響することを確認した。さらに、実ロボットへの適用例を示すことによって、本手法の実用性を確認した。今後、ロボットの構造を三次元に拡張すれば、より実用的なロボットを創発的に設計することができると思われる。

参 考 文 献

[1] K. Sims: "Evolving Virtual Creatures," Computer Graphics

Proceedings, pp.12-22, 1994.

- [2] K. Sims: "Evolving 3D Morphology and Behavior by Competition," Artificial Life IV, pp.28-39, 1994.
- [3] J. Ventrella: "Exploration in the Emergence of Morphology and Locomotion Behavior in Animated Characters," Artificial Life IV, pp.436-441, 1994.
- [4] K. Kikuchi and F. Hara: "Evolutionary Design of Morphology and Intelligence in Robotic System," Proceedings of the fifth International Conference on SAB, pp.540-545, 1998.
- [5] J. Koza: Genetic Programming II. MIT Press, 1994.
- [6] 北村新三, 角田謙, 村尾元, 後藤淳, 小藪正哉: "逆問題としての設計論と創発的計算法の適用", 計測自動制御学会論文集, vol.36, no.1, pp.90-97, 2000.
- [7] H. Lipson and J. B. Pollack: "Automatic design and manufacture of robotic lifeforms," Nature, vol.406, no.6799, pp.974-978, 2000.
- [8] G. S. Hornby, H. Lipson and J. B. Pollack: "Evolution of Generative Design Systems for Modular Physical Robot," IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2001.
- [9] 北野宏明: 遺伝的アルゴリズム 2. pp.71-87, 産業図書, 1995.
- [10] 中野馨: 脳の情報システム. pp.183-195, 啓学出版, 1992.
- [11] 川内野明洋, 前野隆司: "進化的計算を用いた直鎖リンク型移動ロボットの運動パターン生成", ロボティクス・メカトロニクス講演会, 2P2-31-035, 2000.



遠藤 謙 (Ken Endo)

1978年7月10日生。2001年慶應義塾大学理工学部機械工学科卒業。同年同大学大学院理工学研究科総合デザイン工学専攻修士課程に入学、現在に至る。また、2001年より科学技術振興事業団 ERATO 北野共生システムプロジェクトにてヒューマノイドロボット開発に参加。2002年、学生技術員、現在千葉工業大学未来ロボット技術センター研究員。進化ロボット、ヒューマノイドに関する研究に従事。(日本ロボット学会学生会員)



川内野明洋 (Akihiro Kawachino)

1977年11月24日生。2000年慶應義塾大学理工学部機械工学科卒業。2002年同大学大学院理工学研究科総合デザイン工学専攻修士課程修了。同年ソニー(株)に入社、現在に至る。(日本ロボット学会正会員)



前野隆司 (Takashi Maeno)

1962年1月19日生。1984年東京工業大学機械工学科卒業。1986年東京工業大学機械工学専攻修士課程修了。同年キャノン(株)入社。1995年慶應義塾大学専任講師、現在助教授。工学博士。1995年日本音響学会技術開発賞受賞。1999年日本機械学会賞(論文)受賞。2003年日本ロボット学会論文賞受賞。アクチュエータ、センサ、ロボット、VR等の研究に従事。日本機械学会、計測自動制御学会、日本バーチャルリアリティ学会、日本音響学会、IEEE等の会員。(日本ロボット学会正会員)