

# 運動イメージを用いた実ロボットの自律的運動学習法

## Method for Learning Real Robot Motion using Motor Imagery

川内野 明洋 (慶大院)

正 前野 隆司 (慶大)

Akihiro KAWACHINO, Keio University, 3-14-1, Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama

Takashi MAENO, Keio University, 3-14-1, Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama

Evolutionary computation is generally adopted for computer simulation because a mechanical load of the robot is huge if the real motion of the robot is learned for many times. However, the method using simulation has a problem for not being able to learn the autonomous motion without a human aid during a number of trials. A method for learning a real robot motion during an autonomous behavior imitating motor imagery of humans is proposed in the present study. The method is based on learning of a motion due to the procedure described as follows: At first, a robot learns a model of real environment using a supervised learning method. Next, the robot trains a motion using an evolutionary computation in simulation using the model. The proposed method is applied for the task of learning the motion of a mobile robot having a two-dof arm in simulation. As a result, it is confirmed that the proposed method is effective for learning the motion of robot.

*Key Words:* Motion Learning, Locomotion Robot, Neural Network, Evolutionary Computation, Motor Imagery

### 1. はじめに

近年、ロボットの運動パターン学習手法として強化学習や進化的計算を用いた研究が盛んに行われている。これらの手法により満足できる解を得るためには多数の試行が必要である。そのため、これらの手法を運動パターン学習手法として実機に適用すると、ロボットに対して大きな機械的負担がかかる。これを回避するために、運動パターンをシミュレーションにより学習させ、その結果を実機に直接適用するという方法が一般に行われる。しかし、シミュレーションに用いるモデルと実機との間には誤差があり、シミュレーション結果をそのまま実環境で用いることは困難である。このため、シミュレーションで得られた運動生成器に頑健性を持たせる方法<sup>(1)</sup>やシミュレーションで得られた結果を初期状態として実機で再び学習する方法<sup>(2)</sup>が試みられている。いずれの方法においてもシミュレーションを用いる必要がある。しかし、シミュレーションを用いると、実環境が変わり新たな運動を学習する必要が生じた場合にはシミュレーション環境も変えて運動学習する必要があり、人の介入が避けられない。したがって、実ロボットが自律行動中に新たな環境での運動学習を必要とする場合には、上述の方法を適用することができない。そのため、本研究では、実ロボットが自律行動中に新たな運動学習を行える手法を提案し、提案手法の有効性をシミュレーション環境下で確認する。

### 2. 手法の提案

#### 2.1 ヒトのイメージトレーニング

ヒトが運動をイメージすると、実際に運動するとき用いられる脳の部位が賦活することが知られている。神経科学の分野では、この脳の賦活は脳内における運動のシミュレーションの結果であると考えられている。脳内における運動のシミュレーションのことを運動イメージと呼ぶ。運動イメージを用いて運動を学習することは、いわゆる運動のイメージトレーニングに相当する。イメージトレーニングを行うためには、身体と環境との相互作用や外部の物体に関するモデルをあらかじめ脳内にモデルとして学習により獲得しておく必要がある。

ヒトのイメージトレーニングは、試行錯誤を運動イメージ上で行うことによって、実運動に伴う身体の負担を軽減する機能であると考えられる。この機能は、ヒトよりもはるかにハードウェアの寿命が短いという欠点と、膨大な計算を再現性よく行えるという利点を併せ持つロボットにおいて有効である。すなわち、運動イメージをロボットに適用すれば、シミュレーション上で膨大な計算を行えるので、実運動に伴うロボットの機械的負担を大きく軽減することができる。

#### 2.2 運動イメージを用いた運動学習法

イメージトレーニングを模倣した実ロボットの自律的運動学習法の手順を Fig. 1 に示す。

まず、Fig. 1 (a)のようにロボットは任意の実環境下で簡単な運動を行うことによって実環境との相互作用に関する力学モデルを獲得する。モデルの獲得には、実際の運動の時系列データを訓練データとした教師あり学習を用いる。

次に、獲得したモデルを利用して、Fig. 1 (b)のようにシミュレーションを繰り返すことによって、与えられた評価関数に基づいて運動生成器の学習を行う。あらかじめ自律的に獲得したモデルを用いた運動のシミュレーションのことを、一般的な数理モデルを用いたシミュレーションと区別するために、本研究では運動イメージと呼ぶこととする。

獲得した運動パターンを Fig. 1 (c)のように実環境下で生成すれば適切な運動が行えると考えられる。また、この際、獲得したモデルは Fig. 1 (c)に破線で示したように運動の予測器、環境認識器として利用することもできる。すなわち、獲得したモデルは、経験のある環境が否かを判別するためにも用いることができる。したがって、経験のある環境下では学習した結果を用いて実際の運動を行い、経験のない環境では新たに学習するというような応用展開も可能である。

なお、本研究では Fig. 1 中の制御器には PD 制御器を用いることとする。

### 3. 計算機シミュレーションによる手法の評価

#### 3.1 対象とするロボットとタスク

本研究では、2 自由度のアームが搭載されている台車をモデル化した Fig. 2 に示す移動ロボットを用いて提案手法

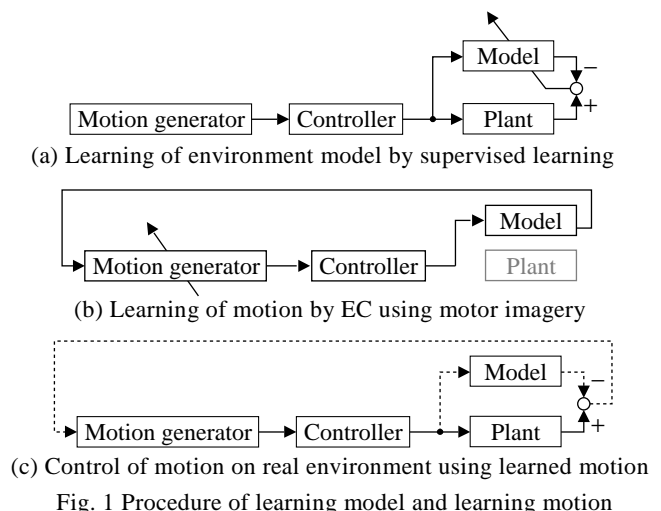


Fig. 1 Procedure of learning model and learning motion

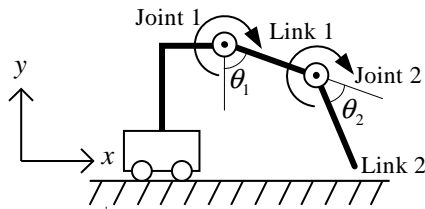


Fig. 2 Robot having a cart and two DOF arm

を評価する．実ロボットのための手法なので，本来実ロボットで評価すべきであるが，本報では手法の有効性を確認するためにシミュレーションによる評価を行う．すなわち，Fig. 1 の制御対象 (Plant) の部分をシミュレーションにより代用する．シミュレーションにおいて地面のモデルはバネダンパモデルとした．ロボットアームの各リンクの長さは 0.14m，地面から関節 1 までの高さは 0.2m とした．本ロボットは必要最小限の自由度で脚型移動ロボットをモデル化したものであり，本ロボットをこの形態のまま実用化するものではない．しかし，本ロボットは一般の脚型移動ロボットの運動生成問題と同等の問題を含んでおり，将来的に現実的なロボットに拡張することが可能である．

ロボットのタスクは，未知環境において移動速度を最大とするようなアームの運動パターンの生成とした．本報では環境は平地とした．台車は推進力を発生できないため，ロボットが移動するには，アームで地面を蹴ることによって推進力を発生するような運動パターンを生成する必要がある．

### 3.2 運動イメージに用いるモデルの学習

Fig. 1(a) の学習は具体的には以下のように行った．ロボットと環境の相互作用のモデルは階層型ニューラルネットワーク (Neural Network, NN) で表現し，教師あり学習として誤差逆伝播法による学習を適用した．ロボットの構造は設計段階で明らかなので，ロボットの運動方程式をそのままモデルとして学習する必要はない．本研究でのタスクは，自律ロボットが未知環境において自律的に運動パターンを生成することであるから，ロボットの構造に関する運動方程式は数理モデルとして与え，ロボットと地面との接触による状態量の変化を推定するモデルを学習させた．NN の入力にはロボットの各関節角度とアーム先端の位置と速度とし，出力は各関節の角加速度と台車の加速度とした．NN の出力をロボットの状態量に加算することで，次の時刻の状態量を推定する．学習の際には，ロボットにランダムな運動を 250 秒間行わせ，地面との接触中のロボットの時系列データを 10ms 間隔でサンプリングし，NN の訓練データとした．

このように地面との接触についてのモデルを学習すると，運動イメージ中にロボットの状態量の推定値から地面との接触を判断し，獲得したモデルを接触中にのみ用いる必要がある．このため，接触を判断するための接触判定器を NN により構築し，誤差逆伝播法により学習させた．NN の入力にはアーム先端の位置とし，出力は接触センサの応答とした．

モデルと接触判定器の NN の学習を行った結果，いずれも十分な精度で学習できた．

### 3.3 運動イメージ上での運動生成器の学習

Fig. 1(b) の学習は具体的には以下のように行った．運動パターンは非線形関数として表現できるため，運動生成器には，任意の非線形関数が表現可能な NN を用いた．運動生成 NN の入力にはロボットの各関節の角度と角速度，台車

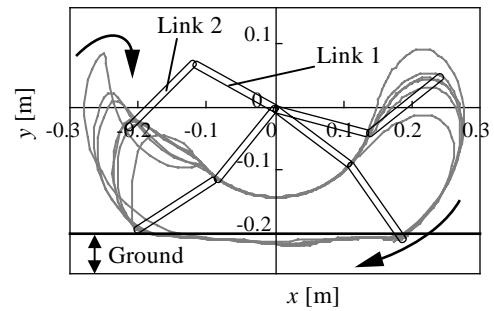


Fig. 3 Motion at the tip of robot arm

の速度とし，出力は目標角加速度とした．出力を 2 回積分して，目標角度を計算し，PD 制御器の目標値として用いた．NN の出力を目標角加速度とした理由は，目標軌道を滑らかにし，ロボットの機械的な振動を小さくするためである．

3.2 節の方法で獲得したモデルと接触判定器を用いた運動イメージ上でロボットの運動生成 NN の学習を行った．運動生成 NN には教師信号が存在しないため，学習には進化的計算を用いた．遺伝子型は運動生成 NN の結合係数を表す実数値配列とした．進化的計算の各過程では，選択をルーレット選択とエリート保存戦略とし，交叉を BLX- $\alpha$  とし，突然変異を正規分布乱数の加算とした．交叉率を 0.5，突然変異率を 0.5，個体数を 100 とし，1000 世代進化させたときの最良個体の運動生成 NN を求めた．

運動イメージ上で獲得された運動生成 NN を用いて運動を生成した結果 (Fig. 1(c) に相当) を Fig. 3 に示す．これは，イメージトレーニングで獲得した運動パターンを実環境での運動パターンとして用いる状況に相当するシミュレーションである．Fig. 3 に代表的なアームの姿勢とアーム先端の軌道を示す．ロボットは関節 1 の角度が 45 度，関節 2 の角度が 0 度の静止状態を初期状態として運動を始めているため，運動開始時は過渡の状態にあるが，次第に軌道が一定のリミットサイクルに収束する様子がわかる．また，この運動パターンは，できるだけ長く地面を蹴るような運動パターンとなっている様子がわかる．以上より，本ロボットは，自律的に獲得した力学モデルを用いた運動イメージにより適切な運動パターンを学習し，これを実際に生成することができたといえる．

## 4. おわりに

本研究では，ヒトのイメージトレーニングを模倣したロボットの運動学習法を提案した．また，Fig. 2 の移動ロボットに本手法を適用し，シミュレーション環境下においてその有効性を確認した．本手法は原理的に実ロボットの自律的運動学習に適用可能である．実ロボットに本手法を適用して有効性を確認することは今後の課題である．また，本研究ではイメージトレーニングを中心に述べたが，獲得したモデルを利用して予測や環境認識を行うことも可能である．今後は，本手法を拡張することによって，多様な未知環境に対応可能なシステムへの展開をはかる予定である．

### 参考文献

- (1) 近藤敏之，石黒章夫，内川嘉樹，Peter Eggenberger，進化ロボティクスにおける制御器の頑健性の実現 動的再編成機能を有する神経回路モデルの提案，計測自動制御学会，35-11 (1999)，1407-1414.
- (2) J. Morimoto and K. Doya, Acquisition of stand-up behavior by a real robot using hierarchical reinforcement learning, Robotics and Autonomous Systems, 36-1 (2001), 37-51.