

進化的計算を用いた頑健な押し作業用ニューラルネットワークコントローラの獲得

Acquisition of Neural Network Controller for Pushing Operation by Evolutionary Computation

学 寺町 崇史 (慶大)

正 前野 隆司 (慶大)

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

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

A method for generating a robust controller of pushing operation is proposed. As a method for obtaining the motion of a robot autonomously, a controller, represented by Neural Network, is acquired through the bottom-up process using Evolutionary Computation. Input and output system for the neural network controller is made of the theorem of Mason and Resolved Motion Acceleration Control to reflect the transcendental knowledge of pushing operation. The concrete task is to push a disk object by a three-links manipulator in plane. As a result, the neural network controller, acquired by Genetic Algorithm, can deal with the changes in environment robustly. The effectiveness of the proposed controller is confirmed by simulation.

Key Words: Pushing Operation, Manipulation, Neural Network, Genetic Algorithm, Robustness

1. はじめに

ロボットが自律的に行動を獲得する手法として、コントローラにニューラルネットワーク(NN)を用い、進化的計算でコントローラをボトムアップ的に構築する手法が挙げられる。NN コントローラはセンサとアクチュエータを直接結び付ける極めて低次レベルのコントローラの記述法であるため、逆に身体性や行動主体であるロボットとその環境との相互作用を適切に埋め込むような高い創造性が期待できる⁽¹⁾。従来の研究では、NN の構造を変化させることによって、知能の発現や環境の変動に対する頑健性の実現を目指した研究が多い⁽¹⁾⁽²⁾。しかし、環境との入出力系と内部モデルを一体視しているために NN の内部構造が複雑化している。このように内部構造が複雑化する従来の研究とは異なり、むしろ、与えられたタスクに関する先験的な知識をあらかじめ NN の入出力機構の設計に反映させることによって、環境の変動に対しても頑健な行動の発現を促すことができると考えられる。このため、本研究ではマニピュレータによる物体の押し作業というタスクを例に、押し作業に関する先験的な知識を階層型 NN の入出力機構の設計に反映させたコントローラを提案し、進化的計算によって獲得された NN コントローラが環境の変動に対しても頑健に対処できることをシミュレーションによって示す。

2. 押し作業用コントローラの創発的獲得法

2.1 シミュレーション環境設定

マニピュレータは水平面 3 リンクマニピュレータとし、対象物は円盤状の物体(ペグなど)とした。マニピュレータと円盤の接触は手先のみ摩擦あり点接触とした。Fig. 1 にシミュレーション環境の全体図を示す。押し作業の目的は、手先を円盤に到達させ、手先で円盤を押して、円盤重心を目標位置に運んで停止させることである。

2.2 押し作業用コントローラの構成

従来の押し作業に関する研究⁽³⁾から、対象物を任意の目標位置に運搬する場合、対象物の運動を制御する量として作用点における速度を選べば、その大きさと方向によって対象物の並進速度と回転速度を制御できることがわかる。そこで、本研究で提案する押し作業用コントローラは Fig. 2 のようにマニピュレータの手先の速度を制御する分解速度制御器(RMRC)からなる低次レベルのコントローラと、階層型 NN を用いた行動決定器である上位レベルのコントローラを階層的に並べたもので構成する。

Mason の定理⁽⁴⁾から、Fig. 3 のように、円盤を目標位置に

近づけるためには θ_g と θ_f が異符号でなければならないことがわかる。つまり、円盤の押し作業というタスクに対して、 θ_g と θ_f を構成する $\mathbf{R}_{goal\,disk}$, $\mathbf{R}_{disk\,mani}$, $\mathbf{R}_{goal\,mani}$, \mathbf{f} の間に非線形な関係が存在することが考えられる。そこで、出力を手先の目標速度 $\mathbf{v}_d = (v_x, v_y)^T$ としたときの、NN コントローラの入力パターンを、押し作業に関する先験的知識を与えた場合として、Fig. 3 の 4 つのベクトル値($\mathbf{R}_{goal\,disk}$, $\mathbf{R}_{disk\,mani}$, $\mathbf{R}_{goal\,mani}$, \mathbf{f})を入力値とするベクトル入力に決定した。また、比較のために、先験的知識を与えない場合として、Fig. 1 の 4 つの座標値(\mathbf{x}_{disk} , \mathbf{x}_{goal} , \mathbf{x}_{mani} , \mathbf{F})を入力値とする座標入力の場合のシミュレーションも行った。

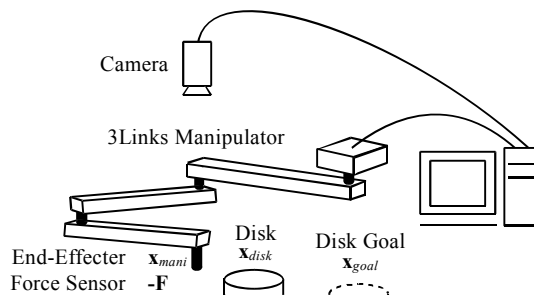


Fig. 1 Simulation environment

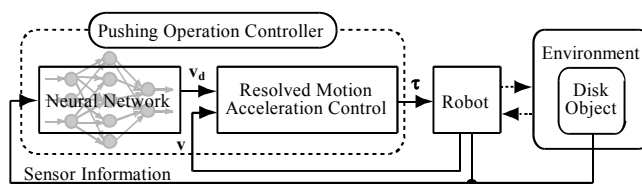


Fig. 2 The proposed pushing operation

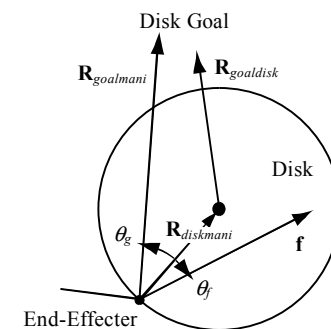


Fig. 3 The theorem of Mason

2.3 コントローラの創発的獲得

階層型 NN の学習は、進化的計算の 1 つである遺伝的アルゴリズム(GA)で行った。GA の探索パラメータは階層型 NN の各結合係数である。GA における各個体の適応度は制限時間後の円盤重心と目標位置の最終距離(誤差距離)が初期距離より小さいほど大きくなるように設定した。適応度の最大値は 110 であり、円盤重心が制限時間後に目標位置に一致した場合である。また、最終距離が初期距離より大きくなった場合は、一意的に適応度が最低値 10 になるように設定した。なお、GA によって獲得される NN コントローラが、マニピュレータと円盤、環境の相互作用を獲得できることを確認するために、RMRC には接触反力を補償するようなトルクの付加はしない。このため、円盤と接触中は手先の速度は目標速度に追従しないものとなる。

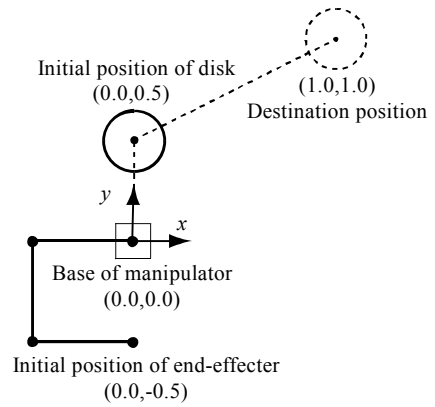


Fig. 4 Environment for learning

3. シミュレーション結果と考察

Fig. 4 の学習環境において、個体数を 100 個体、世代交代数を 200 世代として GA による NN の学習を行った。Fig. 5 から、約 200 世代目にはベクトル入力、座標入力とも円盤を目標位置に運ぶ個体が生成されていることがわかる。

獲得されたコントローラの環境の変化に対する頑健性を検証するため、200 世代目の最良個体に対して、学習環境から円盤の直径、円盤の質量、円盤と地面の摩擦係数分布をそれぞれ変更した環境でシミュレーションを行った。

円盤の直径を変化させた場合の適応度の結果を Fig. 6 (a) に示す。Fig. 6 (a) から、ベクトル入力の場合は、円盤の形状に関する明示的な情報を与えられていないにもかかわらず、どの半径の円盤も目標位置に運ばれていることがわかる。また、円盤の質量を変化させた場合の適応度の結果を Fig. 6 (b) に示す。Fig. 6 (b) から、ベクトル入力の場合は、円盤の質量が増加し、マニピュレータへの接触反力が増加した場合も、接触反力に対抗して円盤を目標位置に運搬できるような手先の姿勢と速度を実現していることがわかる。

次に、円盤と地面の摩擦係数分布を学習環境である一様摩擦係数環境からランダム摩擦係数環境に変更し、50 回のシミュレーションを行った。その平均適応度を Table 1 に表す。摩擦係数分布が変化すると、摩擦中心の位置が変化するが、にもかかわらず、ベクトル入力の場合は座標入力の場合に比べて頑健にタスクを達成していることがわかる。Fig. 7 に摩擦係数分布を変更した場合のベクトル入力のマニピュレータと円盤の軌道を示す。

以上から、本研究で提案したベクトル入力を用いる押し作業用 NN コントローラは先験的知識のない状態で獲得されたコントローラに比べて、環境の変化に対して頑健なコントローラであるといえる。また、手先の初期姿勢をランダムに生成する環境で学習させた場合や異なる目標位置を設定した複数の環境で学習させた場合も、ベクトル入力の場合は、初期姿勢の変化や目標位置の変化に対して、押し作業を頑健に遂行するコントローラが獲得されることがわかった。

4. 結論

マニピュレータによる物体の押し作業というタスクに対して、押し作業の先験的な知識を階層型 NN の入出力機構の設計に反映させることにより、進化的計算で獲得されたコントローラが環境の変動に対しても頑健に対処できることを確認した。これより、創発させる対象を、入出力系を除く環境認知機構に絞り込むことによって、頑健な行動を発現する制御系の構造が創発されることを示した。

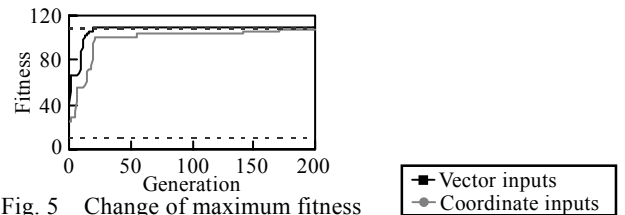


Fig. 5 Change of maximum fitness

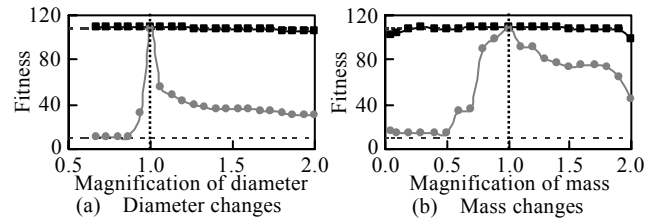


Fig. 6 Changes in physical quantity of disk

Table 1 Change in distribution of the frictional force

	Vector inputs	Coordinate inputs
Average fitness	106.59	63.85

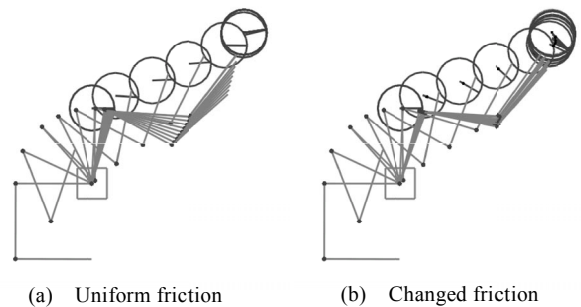


Fig. 7 Trajectories of manipulator and disk of vector inputs

文献

- (1) 近藤敏之, 石黒章夫, 内山嘉樹, Peter Eggenberger: "進化ロボティクスにおける制御器の頑健性の実現", 計測自動制御学会論文集, Vol. 35, No. 11, pp. 1470-1414, (1999)
- (2) 小林祐一, 相山康道, 井上康介, 朱赤, 新井民夫: "マニピュレータによる押し操作・弾き操作の獲得", 第 15 回日本ロボット学会学術講演会, 1G26, pp. 159-160, (1997)
- (3) 来栖正充, 吉川恒夫: "押し作業における対象物の軌道追従制御", 日本ロボット学会誌, Vol. 14, No. 8, pp. 1200-1207, (1996)
- (4) M. T. Mason: "Mechanics and Planning of Manipulator Pushing Operations", The International Journal of Robotics Research, Vol. 5, No. 3, pp. 53-71, (1986)