



HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	仮想物理環境における多関節ロボットアームのタスク獲得
Author(s)	蜂谷, 俊泰; 鈴木, 育男; 山本, 雅人 他
Citation	精密工学会春季大会学術講演会講演論文集, 2010, 311-312
Issue Date	2010-03-01
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/51204
Type	journal article
File Information	D61_311312.pdf



仮想物理環境における多関節ロボットアームのタスク獲得

北海道大学大学院情報科学研究科 ○ 蜂谷 俊泰, 鈴木 育男, 山本 雅人, 古川 正志

Acquisition of Multi Jointed Robotic Arm's Task in Virtual Physics Environment

Toshiyasu HACHIYA, Ikuo SUZUKI, Masahito YAMAMOTO, Masashi FURUKAWA, Hokkaido University

This study aims at an acquisition of behaviors of a multi-jointed arm under the virtual physics environment. The arm is controlled by a neural network. For this purpose, weights of the neural network are optimized by genetic algorithm. We give tasks to this arm, and simulate how to control this arm under the virtual physics environment. It is verified that the arm obtains a proper behaviors through the simulation.

1. はじめに

進化ロボティクスや人工生命の分野において、自律ロボットの制御や人工生物の挙動獲得に関する研究が多数行われている。本研究では仮想物理環境における多関節ロボットアームにあるタスクを与え、タスク実現の挙動獲得を目的とする。多関節ロボットアームは現代の産業において、欠くことのできないものとなっている。産業用ロボットアームは安定した品質を保証できるように、ルールベースにより制御されていることが多い。しかし、本研究ではこのロボットアームを人工生物の腕と捉え、人工ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムを用いて進化学習させる。アームの動作は物理モデリングによるシミュレーションで実現し、この結果から得られたアームの獲得したタスク動作を検証する。

2. 物理モデリング

本研究では現実の物理法則に基づくシミュレーションを行うために、NVIDIA によって提供されている物理エンジン PhysX¹⁾を用いて仮想物理環境の構築を行った。PhysX をもちいることによって剛体にかかる重力、摩擦、反発等の計算や剛体間の衝突の作用を高速にシミュレーションすることが可能である。また、このとき仮想物理環境内は右手座標系で、 $x-z$ 平面を地面、正の y 軸方向が鉛直方向上向きとして定義する。

3. 多関節ロボットアーム

本研究で用いる多関節ロボットアームモデル、及びその制御方法について述べる。モデルの概観を図 1 で示す。モデルは人間の腕を模倣した上腕、前腕、手の 3 つの部位からなり、関節は肩、肘、手関節の 3 関節からなる。

上腕と前腕は円柱の両端に半球がついたカプセル型の形状から構成され、手は直方体で構成される。それぞれの寸法は、上腕と前腕は長さ 0.3[m]、半径 0.05[m]、手は縦 0.2[m]、横 0.2[m]、厚さ 0.05[m] となっている。

それぞれの関節自由度は 1 自由度となっている。また、それぞれの関節の可動範囲は、鉛直下向きを 0° として、前方を正、後方を負とした時、肩の角度 $\theta_{shoulder}$ は $-90^\circ \leq \theta_{shoulder} \leq 135^\circ$ 、肘の角度 θ_{elbow} は $0^\circ \leq \theta_{elbow} \leq 135^\circ$ 、手関節の角度 θ_{wrist} は $-90^\circ \leq \theta_{wrist} \leq 45^\circ$ とする。

アームの各関節に目標角度を設定することで、アームはその目標に近づけるように各関節を可動させる。本研究では、人工ニューラルネットワーク (ANN) を利用してこの目標角度を出力し制御を行う。

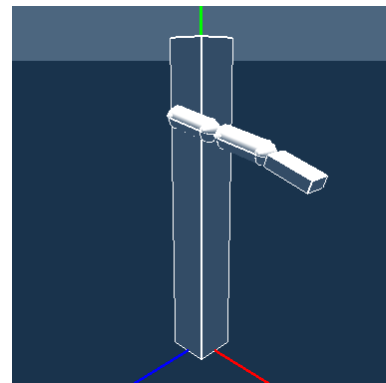


Fig. 1 Multi Jointed Robotic Arm

4. シミュレーション実験

前章で述べたロボットアームモデルに対してタスクを与え、人工ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムを利用して、仮想物理環境下での行動獲得実験を行う。また、獲得された挙動に対して解析とその考察を行う。

4.1 ボール跳ね上げタスク

本実験でロボットアームに対して与えるタスクはボール跳ね上げタスクである。上空から落下してくるボールをアームの手部分で打ち当てて跳ね上げる。この動作を繰り返し行うことが可能な挙動の獲得を目指す。このタスクに対する評価関数を式 (1) と定義する。

$$F = \sum_{i=1}^n \frac{V_{iy}}{2\sqrt{V_{ix}^2 + V_{iz}^2}} \quad (1)$$

ここで、 n はボールと手との衝突回数、 V_{ix} , V_{iy} , V_{iz} は i 回目の衝突直後のボールの速度 V_i の x 軸, y 軸, z 軸方向の速度成分である。

ボールの初期位置を (0.6, 3.0) とし、ボールの直径を 0.06[m] とする。また、手とボールの間の反発係数を 0.5 とする。

4.2 人工ニューラルネットワーク

前章でも述べたように、ロボットアームの関節角度を制御するために、人工ニューラルネットワークを制御器として用いる。本実験では 11-20-3 の 3 層ニューラルネットワークを採用した。入力には各時間での肩, 肘, 手関節の角度 ($\theta_{shoulder}$, θ_{elbow} , θ_{wrist})、手の重心位置の速度 V_{hand} の x 成分, y 成分, 手の重心位置 (x_{hand} , y_{hand})、ボールの重心位置の速度 V_{ball} の x 成分, y 成分, ボールの重心位置 (x_{ball} , y_{ball}) とする。また出力は肩, 肘, 手関節の角度の変化量 ($\Delta\theta_{shoulder}$, $\Delta\theta_{elbow}$, $\Delta\theta_{wrist}$) を出

力する．なお， z 軸方向の座標，速度成分を用いない理由は各関節の自由度が 1 自由度のため，アームとボールの運動が $x-y$ 平面に限定されるためである．

また，中間層と出力層のニューロンの出力は式 (2) のシグモイド関数によって正規化している．

$$s_a(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (2)$$

4.3 遺伝的アルゴリズム

前述の人工ニューラルネットワークを学習させるために，遺伝的アルゴリズムを用いる．人工ニューラルネットワークの重みと閾値，式 (2) の計算温度 a の値を遺伝子として表し，これらの値を最適化する．なお，本研究では実数値ベクトルを遺伝子型として扱う実数値 GA (Real Coded Genetic Algorithm) を用いている．本実験で扱う実数値ベクトルは，重みが 280 次元，閾値が 23 次元，計算温度 a が 23 次元の計 326 次元となる．

GA は以下の様に実施する．また，一世代の個体数を 100 とする．各個体を評価値の高い順にソートする．上位 10 個体はエリートとして次世代に残る．残りの 90 個体は，集団の中からランダムで選択された 2 個体の内，評価値が高いものを親 1，同様にして親 2 を決め，BLX- α [Eshellman 93]²⁾ で交叉する．このとき $\alpha = 0.25$ とする．生成された個体に確率 0.2 で突然変異を行う．突然変異は遺伝子の 5% に乱数で新たな値を設定する．これを 90 回繰り返し，次世代の集団を生成する．終了条件は 10,000 世代とした．

4.4 実験結果・考察

各世代ごとの評価値の最大値と平均を図 2 に示す．6000 世代の越えたあたりから評価値が大きく上昇しているのは，ボールをより正確に真上に跳ね上げることができるようになり，衝突回数が増えたためと考えられる．

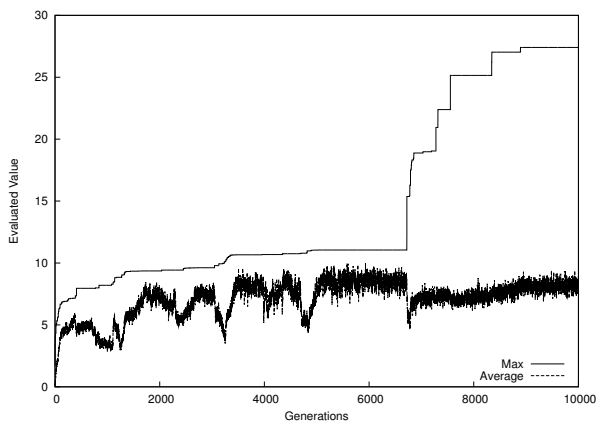


Fig. 2 Transition of the Evaluated Value

10,000 世代の最良個体のニューラルネットワークの出力を図 3 に示す．この結果から肩関節の出力が周期的になっていることがわかる．また，出力が大きく下がるタイミングとボールと衝突とが重なっている．手には圧力センサーなどのボールの接触情報を伝えるセンサが備えてはいないが，ボールの速度の正負等を判断し，腕の周期的な振り上げ運動を行っているものと考えられる．また，肘や手関節の出力は肩の出力に比べ大きな増減はないことがわかる．ニューラルネットワークの出力は 0.5 を境界として，目標角度の変化量の正負の値が変わるため，肘と手関節はあまり動かせないようにしていることがわかる．

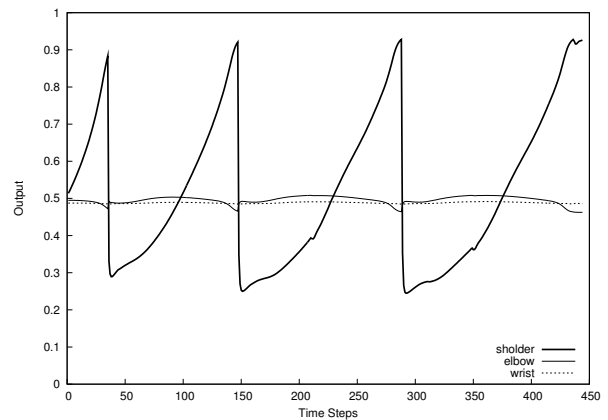


Fig. 3 Outputs of the Neural Network

また，10,000 世代の最良個体のシミュレーションの様子を図 4 に示す．ボールと手が衝突する瞬間が図 4(2) である．地面と手を水平にしてボールを衝突させていることがわかる．この後，一旦腕を大きく振り下げ再びこの動作を繰り返す．この最良個体では，3 度の跳ね上げに成功した．さらなる跳ね上げ動作を繰り返すためには，評価関数の見直しや遺伝的アルゴリズムのパラメータの設定の見直しが必要と考えられる．

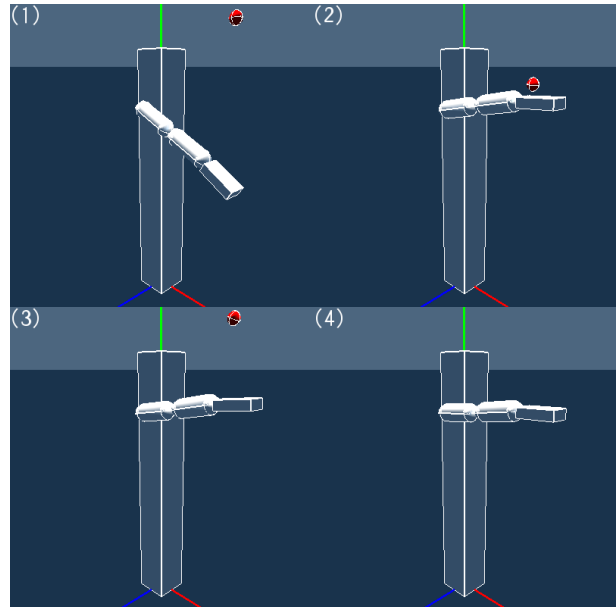


Fig. 4 Simulation Result

5. 終わりに

本研究では，仮想物理環境において多関節ロボットアームにボールの跳ね上げタスクを与え，その挙動をシミュレートした．また，その結果得られた挙動について考察を行った．今後はニューラルネットワークや遺伝的アルゴリズムのパラメータの調整や関節の自由度を増やし，より複雑なタスクに対応できるようなモデルの構築に取り組む予定である．

参考文献

- 1) NVIDIA PhysX, <http://developer.nvidia.com/object/physx.html>
- 2) Eshellman, L. J. and Schaffer, J. D.: Real-coded genetic algorithms and interval-schemata, Foundations of Genetic Algorithms, Vol.2, pp. 187-202, 1993
- 3) 小林 重信: 実数値 GA のフロンティア, 人工知能学会誌, Vol.24, pp. 128-143, 2009