

# 物理シミュレーションによる多関節アームロボットのロバストな行動の獲得

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

Robust Behavior Acquisition for Multi-jointed Arm by Physically Based Simulations

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

This study aims at an acquisition of task for a virtual robot with a multi-jointed arm under the virtual physics environment. The arm is controlled by a neural network and its weights are optimized by genetic algorithm to achieve the task. A given task to this arm is to keep patting ball upward in the virtual physics environment. It is verified that the arm obtains a proper behaviors through simulation.

## 1. はじめに

多関節ロボットアームに関する研究が数多く行われている。しかし、それらの多くは高精度、高速性、高信頼性を必要とする産業用ロボットアームに関する研究である。本研究ではこのロボットアームを人工生命としての腕ととらえ、自律的な学習によって環境の変化に適応することができる能力の獲得を目指す。アームは人工ニューラルネットワークにより制御を行い、そのパラメータを遺伝的アルゴリズムによって最適化を行うことによって自律的な学習を実現している。また、アームには手のひらでボールを跳ね上げを繰り返し行うタスクを与えた。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. 関連研究

多関節ロボットアームの関連研究としては、妹尾らによるバッティングロボットシステム<sup>3)</sup>が挙げられる。このシステムでは人間が投げたボールを目標地点に打ち返すことができる。しかし、この挙動は自律的な学習によって得られたものではなく、バッティングアルゴリズムに従って動作するものである。

## 3. 物理モデリング

本研究では、NVIDIA によって提供されている物理エンジン PhysX<sup>1)</sup> を用いて仮想物理環境の構築を行った。PhysX 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。

## 4. 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、手首の 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] と設定した。

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  $0^\circ$  として、前方を正、後方

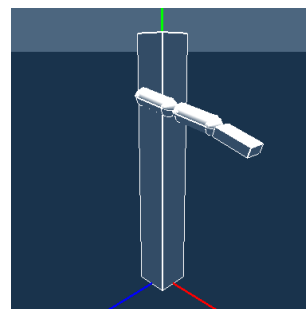


Fig. 1 Multi Jointed Robotic Arm

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  $\theta_{elbow}$  は  $0^\circ \leq \theta_{elbow} \leq 135^\circ$ 、手首の角度  $\theta_{wrist}$  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。

## 5. 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。

### 5.1 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。

### 5.2 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 11-10-3 の 3 層ニューラルネットワー

クを採用した．入力は 2 ステップ前の肩, 肘, 手関節の角度 ( $\theta_{shoulder0}, \theta_{elbow0}, \theta_{wrist0}$ ), 1 ステップ前の肩, 肘, 手関節の角度 ( $\theta_{shoulder1}, \theta_{elbow1}, \theta_{wrist1}$ ), 現時点の肩, 肘, 手関節の角度 ( $\theta_{shoulder2}, \theta_{elbow2}, \theta_{wrist2}$ ), 1 ステップ後のボールの予測位置  $x'$  と  $y'$  である．ボールの予測位置は式 (2)(3) によって導出した．

$$x' = \frac{1}{2}x_0 - 2x_1 + \frac{5}{2}x_2 \quad (2)$$

$$y' = \frac{1}{2}y_0 - 2y_1 + \frac{5}{2}y_2 \quad (3)$$

ここで,  $x_0, y_0$  は 2 ステップ前のボールの位置,  $x_1, y_1$  は 1 ステップ前のボールの位置,  $x_2, y_2$  は現時点のボールの位置を表す．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．

ニューラルネットワークの出力は肩, 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．

また, 中間層と出力層のニューロンの出力は式 (4) のシグモイド関数によって正規化している．

$$s_a(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (4)$$

### 5.3 遺伝的アルゴリズム

前述のニューラルネットワークを最適化することで, アームを学習させることが可能である．ニューラルネットワークのパラメータである結合荷重, 閾値, シグモイド関数の温度係数はすべて実数値である．このことから実数値遺伝的アルゴリズムによって進化学習を行う．

本学習手法では, 世代交代モデル JGG(Just Generation Gap)<sup>2)</sup> を用い, さらに子個体の生成には交叉を用いず突然変異のみを採用した．以下にアルゴリズムの概要を述べる．

集団の個体数を 6520 とする．集団の中から親個体をランダムで 328 個体選択する．この親集団から 3260 個体の子個体を突然変異により生成し, 評価値が高い順にソートし上位 328 個体を親集団と入れ替える．突然変異は遺伝子の 5% に乱数で新たな値を設定する操作と定義する．

### 5.4 実験結果・考察

各世代ごとの評価値の最大値と最小値と平均を図 2 に示す．以下ではこの実験で得られた最良個体 (評価値:58.888) の獲得した振る舞いについて考察する．

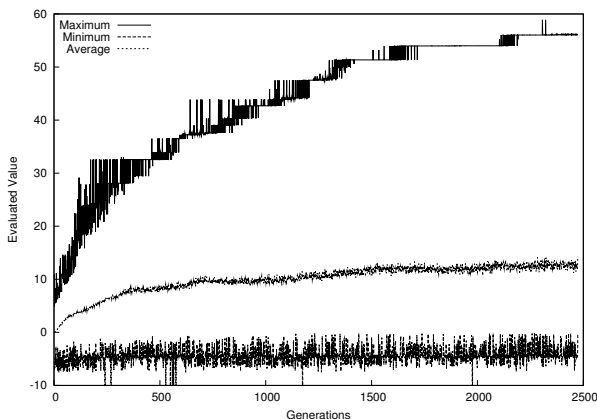


Fig. 2 Transition of the Evaluated Value

実験で得られた最良個体のニューラルネットワークの 300 ステップから 420 ステップの 120 ステップ (2 秒間) の出力を図 3

に示す．肩関節を高い周波数で前後させていることが分かる．また, 肘と手首は定常の出力により関節の限界位置 (肘:0°, 手首:45°) で固定していることが分かる．つまり, この個体では肩の関節のみを利用してボールの跳ね上げタスクを行っていることになる．また, ボールの軌道と肩関節の角度の 300 ステップから 420 ステップまでの各ステップの値をプロットしたものを図 4 に示す．腕が周期的に振動しているが, ボールが近づくと腕を前方に振り上げていることが分かる．この結果から, 衝突のタイミングを予測しそれに合わせ腕を振り上げていると推察される．

本実験で獲得された行動は, 一般的に自然な動作とは言い難い．このような周期的な運動が獲得された要因, またより自然な行動獲得のための要素などさらなる調査が必要である．

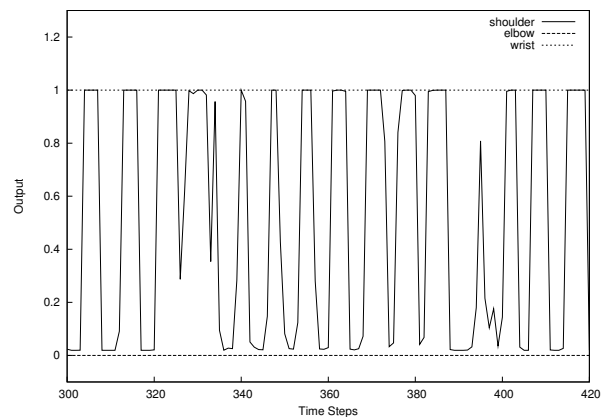


Fig. 3 Outputs of the Neural Network

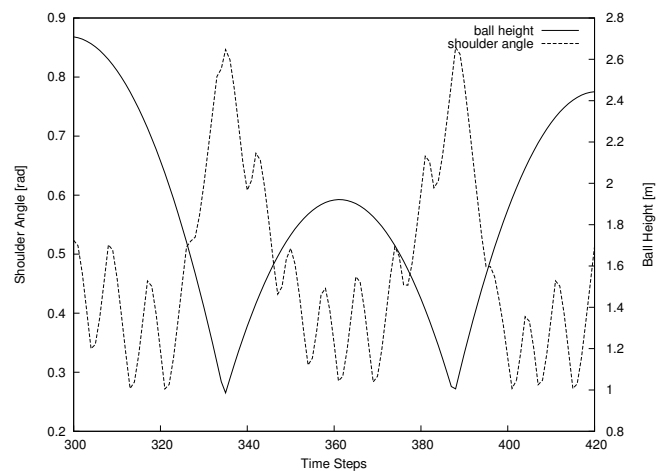


Fig. 4 Ball Height and Shoulder Angle

### 6. 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．今後はより自然にタスクを遂行するための要因を分析し, より高度な環境適応能力の獲得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) 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
- 3) 妹尾拓, 並木明夫, 石川正俊: 高速バッティングシステムによる打ち分け動作, 第 6 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SI2005) / 講演会論文集, pp.695-696