

進化的ニューラルネットを用いたロボットの動作制御

上西康太[†] 伊庭斉志[‡]

東京大学工学部電子情報工学科[†] 東京大学大学院新領域創成科学研究科基盤情報学専攻[‡]

1. はじめに

近年、ヒューマノイドロボット制御のためのCPG(Central Pattern Generator)という概念が注目されている。これは動物の歩行などの周期的な動作をモデル化して、再帰的に結合した複数のニューロンが周期信号を発生しロボットの制御を行うものである。

本研究では、遺伝的アルゴリズム(GA)とニューラルネットワークを用いたロボットの動作制御の実現を目標とする。ニューラルネットによってメタレベルでのロボットの動作生成・制御を可能にする。

二足歩行ロボットの動作に適切なネットワークを生成するための方法として、シミュレータでの評価に基づく遺伝的アルゴリズムを用いる。また、ネットワークが自発的に信号を発生するCPGを用いることで、従来の受動的なニューラルネットワークではできなかった、自発的な動作の生成を目指す。

2. システムの概要

ニューラルネットワークによるロボットの動作制御は今までにもいくつか実現されてきた[1]。本研究ではCPG(Central Pattern Generator)による動作生成・制御システム "NueROMA" [2]を用いてGAが最適化したニューラルネットをシミュレートし、ヒューマノイドロボットの動作を生成する。NueROMAは再帰的ニューラルネットを簡単なスクリプト言語によって表現し、入出力の実装によって様々な信号パターンを出力することができる。さらに動力学シミュレータとしてはNueROMAに付属しているものを使用する。

対象とするヒューマノイドロボットは富士通オートメーションのHOAP-2である。このロボットの関節モータは非常に精密なため、極めて微妙な動作制御が可能である。HOAP-2には、片足に6、片腕に6、他に3、計25の自由度がある。実時間処理によって、各種センサ値をニューラルネットの入力として利用し、ニューラルネットワークの出力を関節角の制御値とする。

3. 遺伝的アルゴリズムによるニューラルネットの最適化

ニューラルネットワーク自体の変化とその出力の変化の関連は見出しにくく、発見的手法による的確なネットワークの構成は容易ではない。そこで、この過程を遺伝的アルゴリズムによって自動化することで、適切なトポロジーを探索する研究がなされている[3]。

以下では、GAを用いたロボット制御のためのニューラルネットワーク生成手法について説明する。

ネットワークのトポロジーの僅かな変化が挙動に大きく影響するという事は、致死遺伝子が多いという意味でもある。致死遺伝子の発生をなるべく抑えつつ計算を効果的に行うため、問題を次の二段階に分け、ニューラルネットの最適化学習を徐々に進めていく。

第一段階

学習前の初期個体の表現する動作行動は極めて不安定である。そのため、実ロボットのみならずシミュレーションにおいてすら実行可能でない。そこで、第一段階においては、主にHOAP-2の制御値としての制約についての最適化学習を進める。つまり関節角の限界値や、関節の限界トルクを超えないことを目標とする。

第二段階

第一段階をパスした(ロボットの直接的な数値上の制約をクリアした)と判断されたら、ロボットシミュレータによる評価を行う。ここでは、一見ただけでは判断が不可能な物理的制約についての最適化を行う。これは主に転倒や手足の交錯を避けるためである。それと同時に、動作の安定性や意外性など、様々な要素も考慮した評価を実現する。

3.1 遺伝オペレータ

遺伝オペレータとして、以下に述べるような突然変異と部分交叉を用いる。

突然変異

トポロジー、ニューロン接続の重み係数、ニューロンの遅れ、個体の突然変異率を突然変異の対象とした。ニューロン接続の重み係数、ニューロンの遅れ、個体の突然変異率については、変異前の数値を平均とした正規分布乱数によって更新する。トポロジーの突然変異としては、ニューロンの増減、ニューロン接続の増減を用いる。

交叉

ニューロン接続の重み係数、ニューロンの遅れ、個体の突然変異率それぞれについて、実数値交叉[4]を行った。これはパラメータをその線形結合で更新する方法である。

3.2 その他のGAパラメータ

ロボットのシミュレーションには極めて時間がかかるので、その制約上集団数を大きくとれない(以下の実験では個体数は20程度とした)。さらに、少ない個体と世代数で学習を実現するために、淘汰の方法としてトーナメン

"Motion Control with Evolutionary Neural Network"

[†]Kota Uenishi, Department of Information and Communication Engineering, Faculty of Engineering, University of Tokyo

[‡]Hitoshi Iba, Department of Frontier Informatics, Graduate School of Frontier Sciences, University of Tokyo

ト方式を採用した。トーナメント戦略では僅かな適合度の違いが検出でき、多様性の少ない集団において的確な淘汰圧がかかると考えたからである。

関節角の限界値や、関節の限界トルクを超えないという制約を破った時点でシミュレーションは中止となり、中止までに持続した時間と、関節角の制御値の変動の平均の和を適合度とした。

4. 実験

HOAP-2 のサーボモータの制御値をニューラルネットから出力し、その数値に基づいて評価を行う。評価方法は以下に述べるように学習の段階によって異なる。

4.1. 第一段階の詳細設定

個体数 20 の集団について、50 世代にわたり多様化と淘汰を繰り返す実験を数度行った。個体の突然変異率を遺伝オペレータの対象とするため、この値は個体によって変動する。交叉率は 0.25 とした。残りの個体には全て突然変異を施した。

適合度を決定する評価基準として、シミュレーションが終了するまでのフレーム数を用いた。ニューラルネットの出力値が、関節角の限界値と関節の限界トルクの制約を破った時点でシミュレーションは終了する。フレーム数が最大値になった場合、つまりシミュレーションを完遂した場合は実際の制御値の絶対値の和や一次微分の和を適合度に上乘せする。このような変動を評価しないと、関節角が全て 0 であるような個体が高評価を得てしまうためである。

4.2. 第二段階の詳細設定

第二段階ではロボットの力学シミュレーションを行うため、第一段階よりもさらに計算時間を要する。そのためより少数の集団による遺伝的アルゴリズムを実装した。

4.3. 実験結果

第一段階

一度の GA シミュレーションにおける、適合度の推移を図 1 に示す。図は世代ごとの適合度の変化(最良値、平均値、分散)を示している。30~40 世代後には最良値、平均値、分散が共に上昇している。50 世代後にはある程度よい個体が得られた。ここで得られた結果をいくつか動力学シミュレーションしたところ、片足を上げるなどある程度もっともらしい動作が得られた。しかし、バランスが悪いものも多く、全て途中で転倒してしまった。さらに、股を開く、手を挙げるなど予期しなかった意外な動作をする個体もあった。

第二段階

第二段階で得られたいくつかの良い個体を用いて、動力学シミュレーションしたところ、前出した片足を上げる動作の洗練された行動など、いくつかの安定した動作が得られた。この段階で獲得された動作例を図 2 に示す。

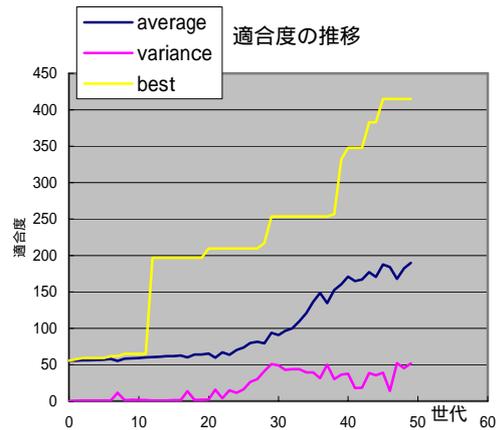


図 1 第一段階の適合度の推移

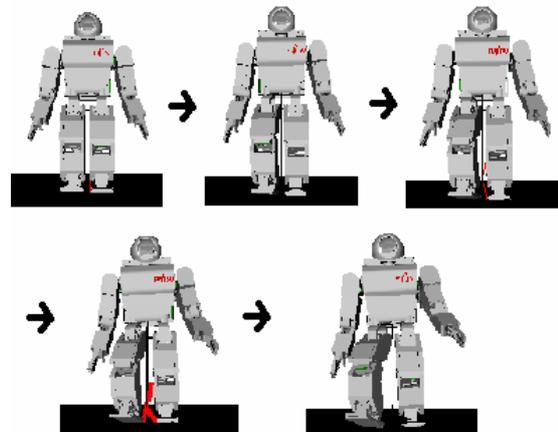


図 2 第二段階でチューニングされた動作

5. おわりに

本論文では、ヒューマノイドロボットの動作生成のために、遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワークを統合する試みについて説明した。提案した手法によって、ある程度的確で、かつ安定した動作が得られることが分かった。

また第二段階においては、擬似 ZMP の評価などの他の方法による個体評価が考えられたため、これを検討したい。

6. 参考文献

- [1] M.A.Lewis et al., IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 2618-23, 1992
- [2] 永嶋史朗「ヒューマノイドロボット動作生成システム」, 日本ロボット学会誌 Vol 22 No.2, pp.182-185, 2004
- [3] X.Yao, "Evolving artificial neural networks," Proc. of the IEEE, 87(9):1423-1447, September 1999
- [4] 伊庭斉志, 「遺伝的アルゴリズム」, 医学出版, pp.211-216, 2002