

# RoboCup への適用に向けた CPG 型学習システムを用いた ヒューマノイドロボットの歩行動作の獲得

松原 弘晃 指導教員：小林 邦和

## 1 はじめに

多くの生物にとって、歩行や遊泳などのリズム運動は生存に欠かせない基本的な運動である。生物のリズム運動は、様々な環境の変化や外乱に対して柔軟に適応できるという特徴を持っており、リズム運動の制御機構は幅広く研究されてきた。

一方、近年ロボットについての研究が盛んに行われており、その中でもヒューマノイドロボットは人間に身体構造が類似していることから、生活空間における人間の動作をロボットに適用できる利点があり、日本が大きくリードする研究開発分野である。特に歩行に関する研究は、2足歩行 [1] のみならず、4足歩行 [2]、6足歩行 [3] など多くの研究が行われている。

一方、ロボカップの標準プラットフォームリーグでは、安定性のない歩行動作やロボットの転倒が見られる事から、基礎的な動作の質の向上が重要と考えられる。そこで本研究では、CPG(Central Pattern Generator) モデル [4] と、遺伝的アルゴリズム [5] を組み合わせた CPG 型学習システムを利用する事でヒューマノイドロボットの歩行動作の獲得を行う。CPG モデルと遺伝的アルゴリズムを用いた先行研究では、下半身モデルのみの研究 [4] や、上半身付きモデルの研究 [6] もあるが、矢状面(横から見た面)の動きのみ実装したモデルである。今回は、ロボカップ標準プラットフォームでの実用に向け、矢状面の動きのみ実装したモデルに前額面(前から見た面)の動きを追加したモデルに拡張し、歩行動作の獲得を行う。

## 2 CPG 型学習システム

< 2・1 > Central Pattern Generator CPG はリズム発生器である神経振動子を数学的にモデル化したもので、複数の制御結合を持つ神経振動子から構成される。神経振動子は以下の微分方程式で表される。

$$\tau_i \dot{u}_i = -u_i + \sum_{j=1}^{20} w_{ij} y_j - \beta v_i + u_0 + feed_i(x, g(p)) \quad (1)$$

$$\tau_i \dot{v}_i = -v_i + y_i \quad (2)$$

$$y_i = f(u_i) \quad (f(u_i) = \max(0, u_i)) \quad (3)$$

$$g(p) = \begin{cases} 1 & p_{fr} + p_{fl} + p_{br} + p_{bl} > t_g \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 $u_i$ 、 $y_i$ 、 $u_0$ 、 $v_i$  はそれぞれニューロン  $i$  の内部状態、出力、定常入力、内部状態の自己抑制因子を示す変数を表しており、 $\tau$ 、 $\beta$  は時定数、 $w_{ij}$  はニューロン間の結合定数を表す。

先行研究とは異なるモデル(図3)でシミュレーションを行うため、足裏の前後左右4箇所を搭載されている圧力センサを利用し、閾値  $t_g$  を設定し、接地判定を行う。式(4)の  $p$  の下付き文字  $f$ 、 $b$ 、 $r$ 、 $l$  は前後左右を表す *front*、*back*、*right*、*left* の頭文字を表す。また前額面の動きを追加するため、先行研究の12個のニューロンから構成された CPG モデルを、20個のニューロンからなる CPG モデルに拡張した。 $feed_i$  はセンサ入力に関する項であり、脚の動くルールを基に関節角度  $x$ 、脚と地面の接触情報  $g(p)$  に、係数  $a_i$  をかけた式で構成されている [4]。遺伝的アルゴリズムをパラメータ最適化に使用することで、歩行を行うために適している係数  $a_i$  を求める。

< 2・2 > 遺伝的アルゴリズム (GA) 進化計算の一種であり、生物が環境に適応して進化していく過程を工学的に模倣した学習的アルゴリズムである。自然界における生物の進化過程では、ある世代を形成している個体の集合の中で環境に適応した個体が高い確率で生き残り、次の世代に子を残す。このメカニズムをモデル化し、環境に対して最もよく適応した個体、すなわち目的関数に対して最適値を与えるような解を求めようというのが遺伝的アルゴリズムの概念である。フローチャートを図1に示す。

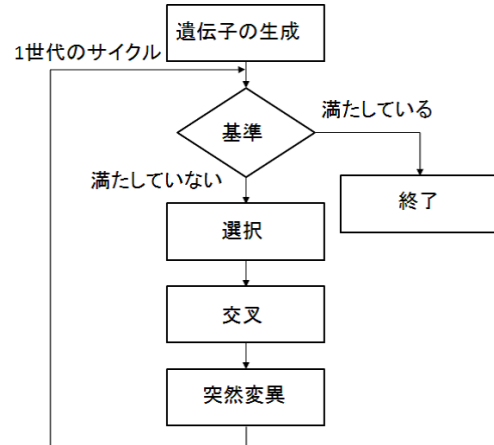


図1 遺伝アルゴリズムのフローチャート

## 3 計算機シミュレーション

### 3.1 シミュレーション方法

以下の3つの方法でシミュレーションを行う。

1. Pitch 軸に CPG を適用
2. Pitch 軸に CPG, Roll 軸に cos 波を適用
3. Pitch 軸に CPG, Roll 軸に CPG を適用

Pitch 軸 Roll 軸 Yaw 軸の定義を図2、図3に記載する。

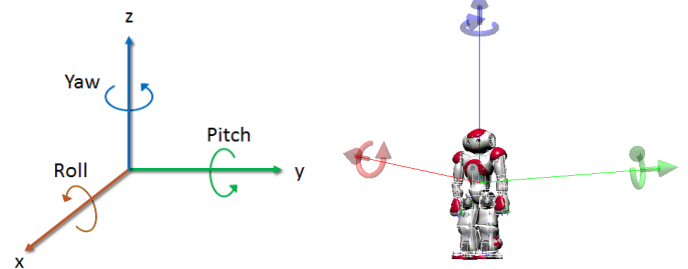


図2 Pitch 軸, Roll 軸, Yaw 軸の定義

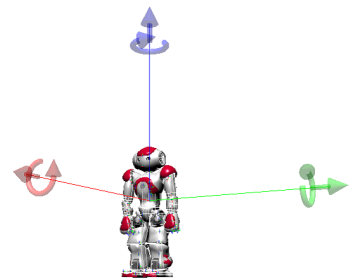


図3 ヒューマノイドロボットの Pitch 軸, Roll 軸, Yaw 軸の定義

図2のように Pitch 軸は y 軸回りの回転、Roll 軸は x 軸回りの回転、Yaw 軸は z 軸回りの回転を表している。ヒューマノイドロボットでは図3のように Pitch 軸は上下回転、Roll 軸は進行方向軸回りの回転、Yaw 軸はヒューマノイドロボットの左右回

転となる。シミュレーション環境は Webots 8.4.0 PRO と呼ばれるシミュレータを使用した。CPG モデルは多質モデルを参考にした [4]。

### 3.1.1 Webots 8.4.0 PRO

Webots 8.4.0 PRO は、人型、飛行型、車輪付きなどあらゆる小型ロボットのモデリング、プログラミング、シミュレーション等が行えるロボットシミュレータである。C, C++, Java, Python, URBI, MATLAB 等の言語で作成したプログラムを、e-puck, NAO, Katana, HOAP-2, AIBO など実際のロボットに転送し、テストを行うことができる。

### 3.2 シミュレーション条件

シミュレーションを行う際に定義した条件を表 1 に示す。  
表 1 パラメータ設定

パラメータ	値
世代数	100
個体数	100
学習対象	$a_i, i=1, \dots, 15$
選択	エリート保存 (上位 10 個)
交叉	一点交叉
評価式	$E = \text{前進距離} - \text{横軸の進行距離}$
終了条件	世代数=100 または $E > 5$
突然変異率	0.2
サンプリングタイム	32ms
閾値 $t_g$	25

## 4 シミュレーション結果

計算機シミュレーションにおいて CPG 型学習システムを用いてヒューマノイドロボットの歩行動作の獲得を行った。リズム振動の確認と、足の接触情報が式 (4) で実現できているか確認するために、Pitch 軸に CPG の出力のみ与えた場合の右腰の CPG の出力と、左右の足の接地判定を示す結果を図 4, 図 5 に示す。図 5 は右足が赤線、左足が緑線に対応しており、1 を出力している時間が接地している時間を表している。また Pitch 軸に CPG の出力のみ与えた場合と、Pitch 軸に CPG の出力、Roll 軸に cos 波の出力を与えた場合、Pitch 軸と Roll 軸に CPG の出力を与えたときの歩行速度の比較を行った。速度の算出の仕方については、長時間歩行することができないため、シミュレーションを開始してから最初の 2.5 秒で歩行した距離のデータから歩行速度を算出した。歩行速度の比較対象として Webots の既存の歩行モーションを選択した。結果を表 2 に示す。

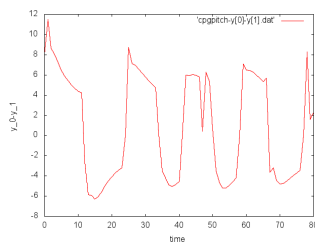


図 4 右腰の CPG の出力

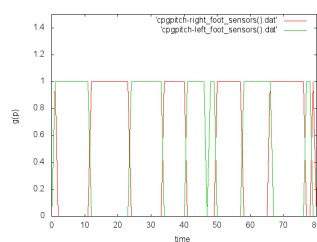


図 5 接地判定

表 2 シミュレーション結果の比較

手法	評価値	速度 (m/s)
Pitch 軸:CPG	1.618150	0.582(903% 向上)
Pitch 軸:CPG,Roll 軸:cos 波	1.169614	0.408(603% 向上)
Pitch 軸:CPG,Roll 軸:CPG	1.054265	0.44(658% 向上)
Webots 既存の歩行モーション	N/A	0.058

図 4, 図 5 から、周期的なリズム振動を生成し、左右の脚がほぼ等間隔で接地と非接地を繰り返している事から、今回設定した接地判定が機能していることが分かる。表 2 から Pitch 軸のみ CPG の出力を利用して学習した場合が最も評価値が高い事が分かる。Pitch 軸のみ適用するだけでは、自由度が制限されるため、Roll 軸にも適用する事で、自由度が増え安定性が向上するだけでなく、腰の運動も利用するため、歩行速度も向上するのではという考えから比較を行ったが、実際はパラメータの数が増えてしまうため、学習することが難しくなり良い評価が得られず歩行速度も Pitch 軸のみ比べて下がってしまった。表 2 から歩行速度に関しては、既存の歩行モーションと速度を比較すると 603% から 903% の向上が確認できる。

## 5 まとめ

本研究では CPG 型学習システムにより、歩行動作をするために適切な CPG モデルのパラメータを学習し、シミュレーションにおけるヒューマノイドロボットの歩行動作を獲得した。歩行速度の大きな向上により有効性を示したが、Roll 軸に CPG の出力や cos 波を適用する事は学習するパラメータが増え、解の探索が困難になり、安定性の向上や歩行速度の向上につながらない結果となった。CPG 型学習システムには、評価基準を歩行距離しか考慮していないため、歩行動作に重要な要素である安定性が欠けてしまった。今後の課題として、安定性を遺伝的アルゴリズムの評価に取り入れることで、歩行動作の改良を目指す。今後の展開として、評価基準を変えるだけでなく、重心や上半身の制御を用いたバランス制御を現在のシステムに組み込むことで、歩行動作の安定性の向上を目指す。

## 参考文献

- [1] 中村 泰, 佐藤 雅昭, 石井 信: "神経振動子ネットワークを用いたリズム運動に対する強化学習法", 電子情報通信学会論文誌, Vol.J87-D-II, No.3, pp.893-902, 2004
- [2] 伊藤 聡, 湯浅 秀男, 羅 志緯, 伊藤 正美, 柳原 大: "リズム運動の環境適応に関する数理的モデルについて", 計測自動制御学会論文集, Vol.34, No.9, 1237/1245, 1998
- [3] 石倉 裕貴, 岸本 良一, 堀内 匡: "CPG と強化学習を用いた多脚ロボットの行動獲得に関する検討", 電気学会研究会資料, ST 2013(116-124), 25-28, 2013-11-24
- [4] G. Taga, Y. Yamaguchi, and H. Shimizu, "Self-organized control of bipedal locomotion by neural oscillators in unpredictable environment," Biol.Cybern., vol.65, pp.147-159, 1991.
- [5] D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning", Addison-Wesley Longman Publishing, 1989.
- [6] 松原 弘晃, 小林 邦和: "CPG 型学習システムを用いたヒューマノイドロボットの歩行動作の獲得", 電気学会全国大会, No.12B-A3(2015)