

事例学習器を用いたヒューマノイドロボット制御の一手法*

桑山 清丈

加藤 昇平

伊藤 英則

名古屋工業大学

1 はじめに

近年、ヒューマノイドロボットの研究が盛んに行なわれている。ヒューマノイドのモーション生成や制御においては、非転倒性や非干渉性など動作の安定性を考慮した指標を考慮する必要があるため、モーションからの安定指標の抽出は重要な課題となる。そこで本研究では、動作時の動作安定性を抽出する方法として、事例学習を用いる手法を提案する。そして、抽出した指標を基にヒューマノイドの実時間モーション生成、制御を実現する。

2 システムの概要

本稿では、事例学習器 C4.5[1] を用いて、ヒューマノイドロボットの動作安定性を抽出する。事例学習を用いる目的は、多数の動作とその成否から、成功動作や失敗動作にそれぞれ共通した安定評価に着目し、より一般的な動作制御の指標を抽出することである。

まず、学習対象となる訓練動作を複数生成する。その訓練動作をロボットに行動させ、そこから C4.5 の属性値となる安定評価値のデータ(訓練事例)を採取し、訓練動作の成否によって事例进行分类する。次に、C4.5 に訓練事例を学習させ、得られた決定木から動作の安定指標を抽出する。そして、その指標を満足するように実時間モーション生成・制御を行う。以下に本システムの概略を示す。

1. 訓練動作による訓練事例作成
2. 概念学習器による訓練事例からの安定指標の抽出
3. 2. で取り出した指標に基づく実時間モーション生成・制御

3 ロボットのリンクモデルと安定評価基準

3.1 リンクモデル

時刻 t における関節数 L のヒューマノイドロボットの姿勢は、関節角度値 $Angle(t) = (\theta_1(t), \theta_2(t), \dots, \theta_L(t))$ と身体の傾き $Grad(t)$ によって図 1 のように一意に決まる。このロボットの姿勢から各リンクの座標を計算し、動作時のセンサ情報と併せて、安定評価値 $Att(t) = (att_1(t), att_2(t), \dots, att_n(t))$ を算出する。本システムで用いる事例学習では $Att(t)$ が事例の属性となる (n は属性数)。

3.2 安定評価基準

訓練動作から得られる安定評価値としては身体の重心位置 COM (Centor Of Mass) や、ZMP (Zero Moment Point) 等の座標データや、身体の加速度や両足にかかる荷重値などのセンサーから取得できるデータを考える。

4 C4.5 による安定指標の抽出

4.1 訓練動作

本研究では、C4.5 による事例学習を行うため、あらかじめ幾つかの訓練動作を用意し、ロボットに実行さ

*A Motion Control Method based on Machine Learning for Humanoid Robot, Kuwayama KIYOTAKE Shohei KATO and Hidenori ITOH, Nagoya Institute of Technology, Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya 466-8555, Japan.

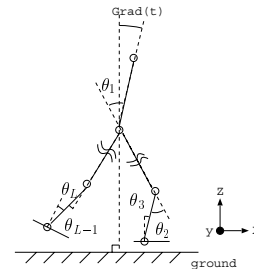


図 1: リンクモデル

せる。訓練動作は、動作の成否を考えずに目的とする動作空間の近傍となる、関節角度値を変位させた動作や、実行速度を変化させた動作を用意する。

4.2 C4.5 による事例学習

まず、4.1 節で用意した N 個の訓練動作をロボットに実行させ、姿勢とセンサー値の時系列データを得る。次に、時系列データの時刻 t における姿勢とセンサー値から、動作毎に属性 $Att(t)$ を算出し、得られた N 個の事例に対して学習を行なう。そして、得られた学習結果から、動作の成否进行分类する安定指標 sg_i (i は識別子) を取り出す。以上の処理を 1 ステップの学習と呼び、これを初期姿勢からいくつかの時刻 t について行なう。各ステップで取り出した安定指標 sg_i ($i = 1, \dots, S$) を目標動作のサブゴールと呼ぶ。図 2 にこの安定指標抽出過程の概念図を示す。

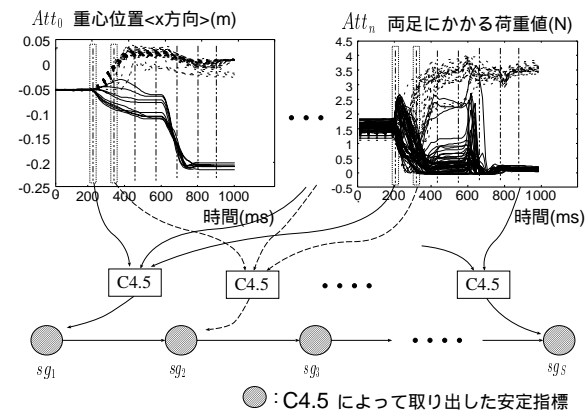


図 2: 安定指標抽出の過程

5 モーション生成・制御

本稿では、学習で得られたサブゴールを逐次的に満足するようにモーションのリアルタイム制御を行い、目標動作をより安定的に達成するモーション生成・制御手法を提案する。ある時刻 t において、その時の姿勢 $(Angle(t), Grad(t))$ から、微小時間 Δt 秒後の目標角度 $Angle(t + \Delta t)$ を設定し、関節角度をその角度へ変更した場合の安定評価予測値 $\hat{Att}(t + \Delta t)$ を計算す

る． $Angle(t + \Delta t)$ を変化させながら予測を M 回行い， $\hat{Att}(t + \Delta t)$ がサブゴールに最も近づくような $Angle(t + \Delta t)$ を選択し，ロボットに動作させる．次に，動作後の姿勢とセンサー値から安定評価値 $Att(t + \Delta t)$ を算出し，フィードバック制御を行う．以上の処理を初期姿勢から最終目標が達成されるまで繰り返すことにより目標動作を達成する．図 3 にモーション生成・制御の流れを示す．

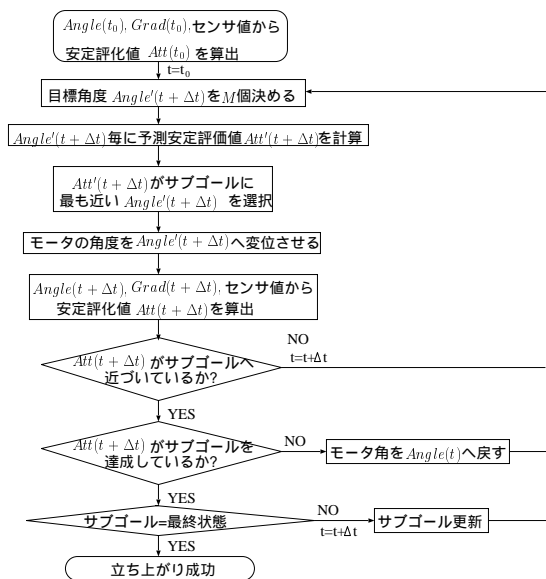


図 3: モーション生成と制御の流れ

6 実験

今回は，本研究の有効性を確認するため，富士通のヒューマノイドロボット HOAP-1 を用いて実験を行った．図 4 に HOAP-1 の写真を示す．HOAP-1 は左右それぞれに，腕 4，脚 6 の計 20 個のモータがついており，胴体部に加速度センサー，角速度センサー，足底に足底センサーを搭載している．

6.1 立ち上がり訓練動作

本実験では，目標動作として椅子からの立ち上がりを行った．この実験では，座位 SITTING から立位 STANDING までの補間を，事例学習器を用いて取り出した安定指標を使って，リアルタイムバランス制御で行うことを目的としている．この実験では股関節 θ_{coxa} ，膝 θ_{knee} ，足首 θ_{ankle} の前後方向のモータを，左右同様に変位させ，立ち上がり動作を行う (図 5)．



図 4: HOAP-1

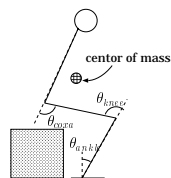


図 5: 立ち上がりのリンクモデル

この実験で与えた訓練動作は，図 6 に示すように，座位 SITTING から立位 STANDING までの間に 1 つの中間姿勢 MIDPOSE を経由させ，SITTING-MIDPOSE，

MIDPOSE-STANDING 間をそれぞれ 2000(msec) で線形補間させた動作を HOAP-1 に与えた．訓練動作は，MIDPOSE の関節角度値を変化させることによって作成した．今回与えた訓練動作数 N は 477 である．



(a)SITTING (b)MIDPOSE (c)STANDING

図 6: 実験姿勢空間

6.2 立ち上がり指標の C4.5 による事例学習

椅子からの立ち上がりでは，身体の重心が椅子から足裏へと移りかわる SITTING から MIDPOSE までの動作が，立ち上がりの可否を大きく左右する．よって，今回は SITTING から MIDPOSE までの間にサブゴールを多く設けることにした．訓練動作によって得られた SITTING から MIDPOSE までの姿勢を 400(msec) 毎に取り出し，それぞれ重心位置を算出して，その値を学習属性値として各時刻毎に学習を行った．学習によって得られた決定木ルールは以下の通りとなった．

6.3 立ち上がりモーション生成・制御

モーション生成・制御では，制御間隔 $\Delta t = 100(msec)$ ，予測回数 $M = 1000$ の下で実験を行った．リンクモデルの物理計算によって重心位置を予測し，6.2 節で取り出したサブゴールに最も近づくように HOAP-1 の目標角度を設定する．

7 立ち上がり実験結果と考察

上記実験条件で実験を行ったところ，以下のように安定した椅子からの立ち上がり動作が実現できた．図 7 にその様子を示す．

サブゴール ID	0	1	2	3
制御回数	0	4	7	8
時刻 (msec)	0	1000	1750	2000
サブゴール ID	4	5	6	6
制御回数	12	17	26	50
時刻 (msec)	3000	4250	6500	12500

図 7: 実験結果

また，事例学習で得た同じ安定指標で，椅子の高さを変えて実験を行ったところ，立ち上がりに要したステップ数が増えたものの椅子から立ち上がることができた．これは，椅子からの立ち上がりに関する概念を獲得したと考えられる．今後はサブゴール数を減らしたり，歩行などの複雑な動作で適応できるか検討する予定である．

参考文献

- [1] Quinlan, J. R. (John Ross), 古川康一監訳: “AI によるデータ解析” 東京: トッパン, 1995.5