

# ファジィ姿勢集合生成によるなめらかなヒューマノイド行動制御

## Humanoid NAMERAKA fuzzy control using Konohen Fuzzy sets

奥山宇樹, 川城信彦, 糟谷朋広, 西野順二

Takaki OKUYAMA, Nobuhiko KAWASHIRO, Akihiro KASUYA, Junji NISHINO

電気通信大学

Dept. of systems engineering, The University of Electro-Communications

nishino@se.uec.ac.jp

### Abstract

This paper introduced the konohen fuzzy set construction system OSC; Observation based States Creator for virtual RoboCup soccer robots. This method use linguistic labels to express robot situations, and that label is composed by a fuzzy set made of sampled points in configuration space. NAMERAKA Motion control is defined as smoothly path finding within the robot configuration space. We introduced a konohen fuzzy point set editor OSC and controller these work well.

## 1 はじめに

ヒューマノイドロボットの行動にみられる多変数システムの大域的な制御は、複雑な状態空間の探索問題として扱うことができる。しかしながら、解空間の制約は高度に複雑であり、パラメータが既知であっても数理的モデル化は困難な課題である。とくに安価なロボットではパラメータが未知であったり、個体によるばらつきが大きくいっそう問題を難しくしている。従来は歩行などの運動モードごとの部分問題に切り分け、分析や設計手法が構築されてきた[1]。

これに対し本稿では、多次元の状態空間上の部分空間に意味付けを行う多次元ファジィ集合を用いた制御を検討する。本稿で提案するあいまい姿勢にもとづく行動システムは、従来の数理的表現にもとづくことなく、行動の作成と制御を目的としている。

人が日常で用いている感覚的な姿勢は、たとえば「直立」のようなラベルで表現され、その実体は点ではなく意味的に許容できるあいまいな集合である。そこで、関節の直パラメータ多次元空間上に、このラベルを表現するあいまいな部分空間をファジィ集合により定義する[2]。

こうして目的とする姿勢の系列を得てこれをもとに行動パスを生成、利用することができる。

本稿では、新たに開発した、姿勢知識を表現するファジィ集合をユーザの感覚をもとに獲得するエディタ OSC と、その原理となるサンプル点からのファジィ集合の構築について述べ、これをもちいて行った、なめらかな行動の実験結果を示す。

## 2 多次元ファジィ集合の生成アルゴリズム

幾何学的な構造としてサンプル点が未知の多様体  $M$  上から取られたとする。このとき、多様体上の小領域近傍では互いの点のユークリッド距離を定義でき、これを全域へ広げることで幾何構造を知ることができる。

以下では、連結する微小領域をサンプルデータの近傍構造から抽出し、これをもとに大域的なファジィ集合を構築するアルゴリズムを提案する[3]。

### 2.1 近傍グラフの作成

与えられた集合の点相互の距離から、距離行列  $D$  を求める。距離行列  $D$  の  $i$  番目の点  $P_i$  がもつ他の点  $P_j$  に関し、その最小距離の平均に定数  $K$  をかけたものを  $\varepsilon_m$  とする。

$$\varepsilon_m = \frac{\sum_{i=1}^N \min(d_{ij})}{N} \times K \quad (1)$$

求めた  $\varepsilon_m$  を用い  $\varepsilon$  近傍グラフを作成する。

### 2.2 近傍グラフ上での近傍数

2.1 で求めた近傍グラフ上での点  $P_i$  について距離が定数  $\varepsilon_f$  以内となる点  $P_j$  の数を  $P_i$  の近傍数  $Neighbor(P_i)$  とする。また、最大の  $Neighbor(P_i)$  を  $Neighbor_{max}$  とする。

$$A = \{P_j | \varepsilon > d_{ij}\} \quad (2)$$

$$Neighbor(P_i) = |A| \quad (3)$$

$$Neighbor_{max} = \max(Neighbor(P_i)) \quad (4)$$

この近傍数の組みによりファジィ集合を表現する。

### 2.3 メンバーシップ値の算定と割り付け

メンバーシップ値  $grade(P_i)$ , すなわちサンプル点  $P_i$  が所与のファジィ集合に含まれる度合いは式5で求められる。

$$grade(P_i) = \frac{Neighbor(P_i)}{Neighbor_{max}} \quad (5)$$

以上の手順によってサンプリングデータのファジィ集合モデルが得られたことになる。

### 2.4 計算方法

任意の点  $P_x$  のメンバーシップ値  $grade(P_x)$  は,  $\varepsilon_\varepsilon$  近傍で且つ  $L_{ref}$  番目までの近傍サンプル点  $grade(P_i)$  の重み付け平均として算出する。  $P_i$  との距離の逆数  $d_{xi}^{-1}$  を重みとする。

$$grade(P_x) = \frac{\sum_{i=0}^{L_{ref}} d_{xi}^{-1} \times grade(P_i)}{\sum_{i=0}^{L_{ref}} d_{xi}^{-1}} \quad (6)$$

## 3 ロボットのあいまい姿勢集合生成システム

ロボットのある姿勢は, その時刻の各関節角度の組み  $\theta_i (i = 1 \dots 22)$  をパラメータとした多次元空間  $\mathbb{R}^n$  を考えたとき, その空間上の1点と考えることができる。この空間をコンフィギュレーション空間と呼ぶ。人の持つ姿勢知識は, 「姿勢 A とは関節が  $x$  度するときである」というような, 明確な定義ではなくあいまいなものと考えられる。姿勢 A から少し変化した姿勢も, 姿勢 A と同一視している。そこで, このような人の持つあいまいな姿勢知識を, コンフィギュレーション空間上のファジィ部分集合  $P \in \mathbb{R}^n$  と捉え, 計算機上で扱うことにする。

ここでは実際に構築した獲得システム OSC を用いて, 非転倒な姿勢点集合を生成, ファジィ化し, 獲得したファジィ集合上の任意の点をロボットに再生させることで, あいまいな姿勢知識を再現, 評価する。

### 3.1 システム構成

本システムは, 姿勢知識を与えるユーザー, ユーザーとシミュレータを繋ぐ GUI の役割を果たしシステムを制御する OSC (Observation based State Creator), システムの状態をユーザーに表示するシミュレータの3つの要素から構成される。これらが協働して姿勢構築を行うようすを図1に示す。

ユーザーは OSC を操作し, ロボットの各関節値に対応するパラメータを変更すると, OSC からシミュレータに姿勢を再現するよう命令が送られる。シミュレータはロボットの関節トルクを変化させ, 状態をユーザーに表示する。また, OSC はユーザーの指示により, 姿勢集合の生成, 姿勢集合のファジィ化, ファジィ集合の再生を行う。

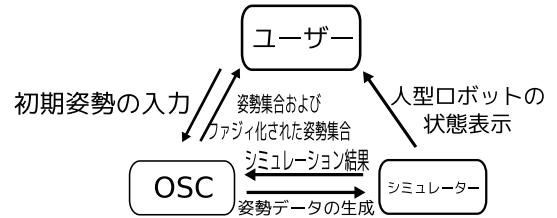


Figure 1: 姿勢構築

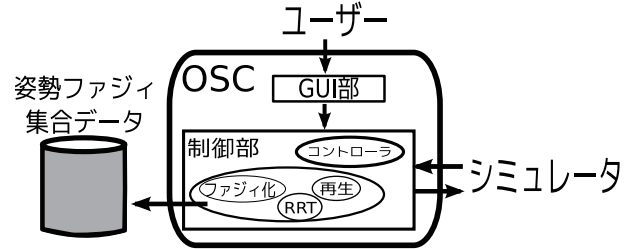


Figure 2: OSC の概要

### 3.2 姿勢エディタ OSC

OSCの制御部は, ロボットの姿勢点集合生成機能, 姿勢点集合のファジィ化機能, ファジィ集合の再生機能からなる。図2にOSCの概要を示す。

**姿勢コントローラ** OSCは22個のスライダーを操作することでロボットの姿勢を作成する, 姿勢コントローラを持つ。各スライダーはロボットの各関節と連動し, ユーザーはこのスライダーを動かすことでロボットの関節角度を変更することができる。また姿勢の登録, 呼び出し機能があり, 同じベース姿勢から異なる条件での姿勢生成を繰り返すことができる。

**姿勢点集合生成機能** 構造が未知の空間を効率良くスキャンするRRT(Rapidly-exploring Random Tree)[4]により姿勢を自動生成し, シミュレータを介して転倒判定を行う。これを繰り返し, 非転倒な姿勢点の集合を生成する。ユーザーはRRTを広げる際に必要なしきい値  $d$  と生成個数を入力する。

**姿勢点集合のファジィ化機能** 2節で提案したファジィ集合生成法を用いる。メンバーシップ値を計算する際, 近傍図を作成するためのパラメータとして  $\varepsilon_f = 150.0$ ,  $K = 15.0$ , 任意の姿勢点について算出する際のパラメータを  $L_{ref} = 10.0$  とした。

**あいまいな姿勢の再生機能** 姿勢再生機能とは, 獲得した22次元のあいまいな姿勢知識をユーザー直感的に見て確認する表示機能である。ベース姿勢から姿勢のファジィ集合内で, 一定距離内にランダムに取った50姿勢点につき式6により計算したメンバーシップ値の最も高い姿勢点に姿勢を遷移させる。これを連続的に行う。

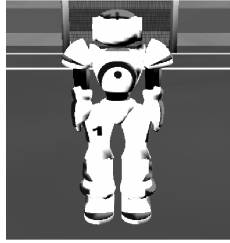


Figure 3: 直立姿勢のヒューマノイドロボット

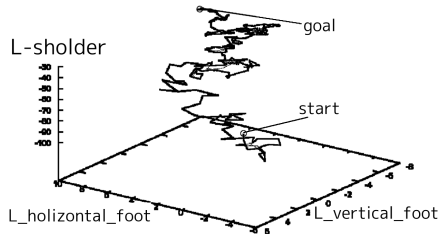


Figure 4: あいまい姿勢集合再生時の姿勢点の軌跡

### 3.3 あいまい姿勢の獲得と再生

構築したシステムを用いて、図3に示す「直立姿勢」近傍のあいまい姿勢を生成し、その再生実験を行った。手順は、1) ユーザーによるベース姿勢の入力、2) RRTによる姿勢点集合の拡張、3) 獲得した点集合のファジィ集合化、4) ファジィ集合中を自動再生、5) 転倒せずに1000点連続再生したところで再生を停止する。

自動再生した時の姿勢の遷移を図4に示す。22次元のうち3変数のみ示した。ここで各軸はそれぞれ、左肩の回転角度、左足前後方向の腰角度、左足左右方向の腰角度である。

図4から、再生された姿勢は徐々に直立姿勢から離れた姿勢点まで遷移している。このことから、本システムを用いて広い範囲を再生できていることがわかる。

## 4 キック動作へのなめらかなアプローチ行動

ある任意の地点からロボットがボールを蹴る地点に辿り着くまでの歩行動作をアプローチ行動と呼ぶ事にする。

多くのチームのアルゴリズムでは図5左に示すように、キック動作直前に、ボールと自身の位置を調整する横歩きなどの微調整動作が必須である。いっぽう、なめらかなアプローチ行動とは、このような微調整動作を必要とせず、一連の動きの中で歩行からキックまでを行う連続的な行動をいう。

なめらかな動きを実現するため、キックアプローチの目標をあいまいな広がりをもったものとした。この領域をキック可能領域と呼ぶ。事前試行により、実際にボールを蹴ることのできた位置と姿勢の22次元データの組を

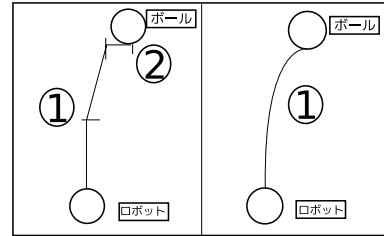


Figure 5: 左:従来のアプローチ, 右:提案するアプローチ

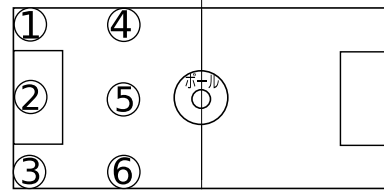


Figure 6: 6箇所のスタート位置

キック成功点としてサンプリング収集した。2節で提案したファジィ集合生成アルゴリズムにより、多次元ファジィ集合とすることで、目標位置を点ではなく領域として与えた。

以下では、キック成功点のサンプリングから、そこから生成した多次元ファジィ集合を目的位置とするキック動作について述べる。

### 4.1 キック成功点データのサンプリング

歩行動作は2歩を1サイクルとし、1サイクルごとにボールとの距離  $d[m]$  および進行方向とボール方向との成す方向角  $\phi[degree]$  の組を記録した。実験のため、左足を蹴り足とし足を振り上げて蹴るという動作を、姿勢エディタOSCを用いて作成した。

データ収集のため、図4.2に示した、フィールド上の6箇所の点をロボットのスタート点とした。各点ごとキック動作の成功サンプル数が150となるまで、アプローチとキック動作を繰り返す。キック動作時の  $(d, \phi, \dots)$  の値を収集した。

キック動作は、ボールとの距離  $d_n$  が  $d_n < 0.51$  となった  $n$  サイクル目の時点で行う。キック動作後、蹴られたボールが移動することによりロボットとの距離が再び離れ  $d_n > 0.3$  となった試行  $n$  をキック動作成功データとした。

実験によるサンプリング結果を図7に示す。  $z$  軸はボールの飛距離  $[m]$  である。

### 4.2 キック可能領域を目標としたアプローチ実験

サンプリングした点集合から多次元ファジィ集合を生成し、これをキック可能領域  $\tilde{A}_k$  として、アプローチ実験を行った。なめらかなキック行動のアルゴリズムを以下に示す。

Table 1: 従来の手法でのアプローチ試行結果

スタート	試行回数	成功数	平均サイクル数	成功率%
1	271	150	66	55
2	250	150	50	60
3	259	150	67	58
4	263	150	45	57
5	259	150	16	58
6	248	150	44	60

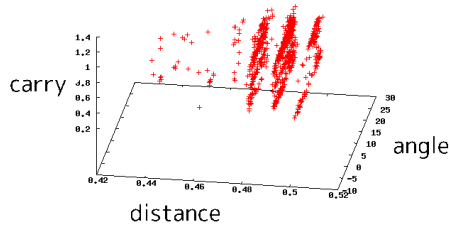


Figure 7: キックデータ収集結果

**手順 1** 生成したファジィ集合に対し、ロボットの  $n$  サイクル目の位置  $I_n$  のメンバーシップ値  $g(I_n)$  を式 6 により算出する.  $g(I_n) \geq 0.5$  の場合はキック位置にいるためそのまま蹴り動作に移行する.

**手順 2** 歩行  $n(n > 1)$  サイクル目において次目標角を  $\phi'_n$  とし、この時の方向角  $\phi_n$  から以下のように定義する.

$$\phi'_n = \phi_n - \phi_{n-1} \quad (\phi_0 = 0) \quad (7)$$

**手順 3**  $\phi'_n$  方向に伸ばした直線上でランダムな目標候補点  $r_i$  をとり、ファジィ集合から  $r_i$  のメンバーシップ値  $g(r_i)$  を算出する.

$g(r_i) > 0.7$  を満たしたら、点  $r_i$  をロボットの次目標点  $P_n$  とし、手順 4へ進む. 初期の目標点  $P_0$  はボールの位置とする.  $i = 1..20$  の間に  $g(r_i) > 0.7$  を満たす点が見つからなければ、前目標点  $P_{n-1}$  を次目標点とする.

**手順 4** 目標点に向かって 1 サイクル進み、手順 1~手順 4 を  $g(I_n) > 0.5$  になるまで繰り返す.

図に示した、六つのスタート点からアプローチを繰り返し行い、キック動作成功数がそれぞれ 50 になるまで  $d_n$ ,  $\phi_n$  のデータを収集した. ファジィ集合を用いなかった時の結果を表 1, 用いた時の結果を表 2 に示す.

提案手法を用いて生成したファジィ集合をキック可能領域として与え、これをアプローチ目標として行動することができた.

表 1,2 からは、成功率については従来の行動アルゴリズムのほうが高いことが分かる. しかし、このキック可能領域を用いた場合、キック直前の微調整動作の無いなめらかなアプローチ行動となっていたことが分かった.

## 5 おわりに

ヒューマノイドロボットを対象に実験的に得られたサンプル点からファジィ集合を生成する手法を提案した. これを用いてなめらかな行動制御を実現した.

Table 2: キック可能領域を用いたアプローチの試行結果

スタート	試行回数	成功数	平均サイクル数	成功率%
1	144	50	61	34
2	161	50	48	31
3	143	50	61	34
4	125	50	40	40
5	131	50	12	38
6	175	50	39	28

本稿で示したアプローチ動作の他、より多くの行動に適用し本手法の適用性を調べることが今後の課題である.

## 参考文献

- [1] 梶田秀司. ヒューマノイドロボット, オーム社, 2005.
- [2] 西野順二. このへんファジィとそのあたり. 知能と情報, Vol.20,No.5,pp.776-784,10 2008.
- [3] 糟谷朋広, 西野順二. サンプリング点からの多次元ファジィ集合構成. 第 28 回東海ファジィ研究会&第 7 回人間共生システム研究会予稿集, p. to be appeared, 2010.
- [4] S. M. LaValle, "Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning", TR 98-11, Computer Science Dept., Iowa State University, Oct. 1998.
- [5] 西野順二, 田中健次郎, 清水智行, 糟谷朋広. ヒューマノイドのあいまい姿勢にもとづく行動エディタと制御, 第 29 回 SIG-Challenge 研究会講演論文集, pp.24-27. 人工知能学会, 2009. KONOHEN-fuzzy Control for Sim-3D league Humanoid robots.