統計的運動記憶とタスク拘束を満足するヒューマノイドロボットの全身運動計画法

Whole Body Motion Planning from Stochastic Behavior Memory
and Task Constraint for Humanoid Robot

正 高野 渉 (東大) 正 中村 仁彦 (東大)

Wataru TAKANO, The University of Tokyo, takano@ynl.t.u-tokyo.ac.jp

Yoshihiko NAKAMURA, The University of Tokyo, nakamura@ynl.t.u-tokyo.ac.jp

Humanoid robots are expected to understand human behaviors and generate human-like motions in their interactions. Imitation learning is a powerful framework that enables humanoid robots to generate same motions as humans do. However, generation of quite the same motions as learning is not useful since an environment is not always same as one at learning, and the robots need to perform behaviors suitable for current situations. The modification and generation of motions are essential techniques, that make it possible for humanoid robots to adaptively generate motions based on memorized motions. This paper describes a novel approach to plan a motion trajectory based on both memorized motions and constraints given to whole body motions. This approach designs a cost function that evaluates both similarity between the generated motion and the memorized, and satisfaction of the motion constraints. It derives a motion trajectory through solving the optimization of the cost function. The experiments validated the proposed framework to generate whole body motions for humanoid robots.

Key Words : Motion Planning, Stochastic Model, Taks Constraints, Humanoid Robot

1. はじめに

ロボットが人間と共存する社会において、ロボットが人間の言動を理解して、身振り・手振り・音声を通じて人間とコミュニケーションを行う知能情報処理が求められる。特に、身体運動から記号・言語を獲得してロボットの知能に迫る研究が行われてきた。ロボットにおいて、身体運動は関節角の時系列として表現される。この運動軌道を、ニューラルネットや微分方程式といった力学系 [1][2][3][4] や隠れマルコフモデルに代表される統計モデル [5][6][7][8] のパラメータとして記号化・記憶するアプローチが提案されてきている。統計モデルの枠組みは、運動データを生成する確率の計算、確率を最大化するようなパラメータの最適化計算といった学習・認識に有効な計算アルゴリズムを用いることで、ロボットが多様な運動を記憶して、観察した運動と記憶を照らし合わせることによって行動を理解することができるようになりつつある。さらに、自然言語情報処理にて広く用いられる統計的手法と運動記号の統計的手法が、類似したグラフィカル構造を有することに着目し、その2つの手法を数学的に整合性良く統合することで、ロボットが身体運動を自然言語として解釈できる段階までできている [9][10]。また、記憶した運動を生成する計算法として、統計モデルのダイナミクスにしたがったモンテカルロ計算により関節角をサンプリングする手法や関節角度が与えられた時の角速度の分布から運動を更新する手法などが提案されている [11]。しかし、これら運動生成の手法は記憶した運動をできる限り元通りに再現することに優れている一方、その運動は学習した運動の平均的・代表的なものにならざるを得ず、記憶した運動を修正して様々な環境で適応するための運動生成手法ではない。例えば、机にあるモノを掴むリーチング動作を学習したロボットは、同じ位置にあるモノへ手を伸ばす動作は生成できるが、記憶した動作を利用して異なる場所の棚に置かれているモノへ手を伸ばす動作を生成することはできない。環境に柔軟に適応する運動を生成するには、モノと身体動作の間に生まれる拘束条件を満たしながら、記憶した動作を修正する運動生成計算が求められる。本研究では、記憶した運動記号から生成される確率と運動の拘束条件からの誤差を重ね合わせた評価指標を設計し、その評価指標の最適化問題

を解くことで一連の運動軌道を生成する計算法を提案する。

2. 記憶と身体的拘束を両立する運動の生成計算

時刻 t での全身の関節角のベクトルを x_t とすると、運動軌道は、その時系列 $\{x_1, x_2, \dots, x_T\}$ として表現される。この運動軌道が HMM (Hidden Markov Model) として記憶した運動記号 λ から生成される確率は

$$\psi_p = \ln P(x_1, x_2, \dots, x_T | \lambda) \quad (1)$$

である。時刻 t において身体運動の拘束を付与する場合 $\delta_t = 1$ 、拘束を付与しない場合 $\delta_t = 0$ とすると、各時刻での拘束条件からの偏差の和は

$$\psi_c = \frac{w_c}{2} \sum_{t=0}^T \delta_t (x_t - x_{t,c})^T (x_t - x_{t,c}) \quad (2)$$

となる。 $x_{t,c}$ は、拘束条件として付与された時刻 t での全身の関節角度ベクトルであり、 w_c は重みパラメータである。また、生成された運動軌道は滑らかで連続的に変化することが求められる。動きの変動量は、各時刻での速度の和として

$$\psi_d = \frac{w_d}{2} \sum_{t=1}^{T-1} (x_{t+1} - x_t) \quad (3)$$

となる。上記の運動記号から運動軌道が生成される確率 ψ_p 、運動軌道と拘束条件との偏差量 ψ_c 、運動軌道の連続性を示す ψ_d を重ね合わせた目的関数

$$\Psi = \psi_p - \psi_c - \psi_d \quad (4)$$

を設計する。各時刻での全身関節角ベクトル x_t を 1 列に並べたベクトル

$$X = [x_1^T, \dots, x_{T,c}^T]^T \quad (5)$$

を運動軌道のベクトル表現とする。ここで、上付きの T はベクトルの転置を表す。運動軌道 X を用いて、目的関数 Ψ

は以下の通り表すことができる．

$$\Psi(\mathbf{X}) = \ln P(\mathbf{X}|\lambda) - \frac{w_c}{2} (\mathbf{X} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X} - \mathbf{X}_c) - \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^T \mathbf{U} \mathbf{X} \quad (6)$$

ここで， Δ_c は，各時刻に運動の拘束条件が付与されているかどうかを表す行列であり， $\mathbf{X}_c$ は，時刻 t での目標となる全身関節角ベクトル $\mathbf{x}_{t,c}$ を 1 列に並べて作成したベクトルである．

$$\Delta_c = \begin{bmatrix} \delta_1 \mathbf{I} & & \mathbf{O} \\ & \ddots & \\ \mathbf{O} & & \delta_T \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\mathbf{X}_c = [\mathbf{x}_{1,c}^T, \dots, \mathbf{x}_{T,c}^T]^T \quad (8)$$

また， $\mathbf{U}$ は，以下の行列を表す．

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & -\mathbf{I} & & & \mathbf{O} \\ -\mathbf{I} & 2\mathbf{I} & -\mathbf{I} & & \\ & -\mathbf{I} & 2\mathbf{I} & -\mathbf{I} & \\ & & & \ddots & \\ \mathbf{O} & & & & -\mathbf{I} & 2\mathbf{I} & -\mathbf{I} \\ & & & & & -\mathbf{I} & \mathbf{I} \end{bmatrix}$$

目的関数 Ψ が最大値に収束するような運動軌道の列 $\mathbf{X}^{(k)}$ を次々と生成する反復計算を行う．第 k 回目の反復計算によって得られた運動軌道 $\mathbf{X}^{(k)}$ と第 $k+1$ 回目の運動軌道 $\mathbf{X}^{(k+1)}$ の目的関数の差は

$$\begin{aligned} \Psi(\mathbf{X}^{(k+1)}) - \Psi(\mathbf{X}^{(k)}) = & \ln P(\mathbf{X}^{(k+1)}|\lambda) - \ln P(\mathbf{X}^{(k)}|\lambda) \\ & - \frac{w_c}{2} (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c) \\ & + \frac{w_c}{2} (\mathbf{X}^{(k)} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X}^{(k)} - \mathbf{X}_c) \\ & - \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^{(k+1)T} \mathbf{U} \mathbf{X}^{(k+1)} + \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^{(k)T} \mathbf{U} \mathbf{X}^{(k)} \quad (9) \end{aligned}$$

となる．式 (9) 左辺の第 1 項および第 2 項の運動軌道が HMM から生成される確率には

$$\ln P(\mathbf{X}|\lambda) = \ln \sum_{\forall Q} P(\mathbf{X}, Q|\lambda) \quad (10)$$

$$= \ln \sum_{\forall Q} P(Q|\mathbf{X}) \frac{P(\mathbf{X}, Q|\lambda)}{P(Q|\mathbf{X})} \quad (11)$$

$$= \ln E_{P(Q|\mathbf{X})} \left[\frac{P(\mathbf{X}, Q|\lambda)}{P(Q|\mathbf{X})} \right] \quad (12)$$

$$\geq E_{P(Q|\mathbf{X})} \left[\ln \frac{P(\mathbf{X}, Q|\lambda)}{P(Q|\mathbf{X})} \right] \quad (13)$$

の関係が成り立つ．ここで， $\mathbf{Q} = [q_1, q_2, \dots, q_T]^T$ は，時刻 t で HMM の状態 q_t を要素とするベクトルであり， $E_{P(Q|\mathbf{X})} [R]$ は，運動軌道 $\mathbf{X}$ が与えられた時の状態の時系列 $\mathbf{Q}$ の分布に基づいた R の期待値を表現する．式 (12) か

ら式 (13) への変形は，Jensen の不等式を用いた．また，式 (10) と式 (13) の差には，

$$\begin{aligned} & \ln P(\mathbf{X}|\lambda) - E_{P(Q|\mathbf{X})} \left[\ln \frac{P(\mathbf{X}, Q|\lambda)}{P(Q|\mathbf{X})} \right] \\ & = \ln P(\mathbf{X}|\lambda) - E_{P(Q|\mathbf{X})} \left[\ln P(\mathbf{X}|\lambda) - \ln \frac{P(Q|\mathbf{X}, \lambda)}{P(Q|\mathbf{X})} \right] \\ & = E_{P(Q|\mathbf{X})} \left[\ln \frac{P(Q|\mathbf{X})}{P(Q|\mathbf{X}, \lambda)} \right] \\ & = KL(P(Q|\mathbf{X}) || P(Q|\mathbf{X}, \lambda)) \quad (14) \end{aligned}$$

の関係が成り立つ．これは，分布 $P(Q|\mathbf{X})$ と $P(Q|\mathbf{X}, \lambda)$ の間の Kullback Leibler 情報量である．式 (14) の関係を用いると，式 (9) を以下のように変形することができる．

$$\begin{aligned} \Psi(\mathbf{X}^{(k+1)}) - \Psi(\mathbf{X}^{(k)}) = & E_{P(Q|\mathbf{X}^{(k+1)})} \left[\ln \frac{P(\mathbf{X}^{(k+1)}, Q|\lambda)}{P(Q|\mathbf{X}^{(k+1)})} \right] \\ & + KL(P(Q|\mathbf{X}^{(k+1)}) || P(Q|\mathbf{X}^{(k+1)}, \lambda)) \\ & - E_{P(Q|\mathbf{X}^{(k)})} \left[\ln \frac{P(\mathbf{X}^{(k)}, Q|\lambda)}{P(Q|\mathbf{X}^{(k)})} \right] \\ & - KL(P(Q|\mathbf{X}^{(k)}) || P(Q|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda)) \\ & - \frac{w_c}{2} (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c) \\ & + \frac{w_c}{2} (\mathbf{X}^{(k)} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X}^{(k)} - \mathbf{X}_c) \\ & - \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^{(k+1)T} \mathbf{U} \mathbf{X}^{(k+1)} + \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^{(k)T} \mathbf{U} \mathbf{X}^{(k)} \quad (15) \end{aligned}$$

状態の時系列 $\mathbf{Q}$ の分布について， k 回目の反復計算で得られた運動軌道 $\mathbf{X}^{(k)}$ が与えられた条件における状態時系列の分布を HMM λ を用いて推定する．

$$\begin{aligned} P(Q|\mathbf{X}^{k+1}) &= P(Q|\mathbf{X}^k, \lambda) \\ P(Q|\mathbf{X}^k) &= P(Q|\mathbf{X}^k, \lambda) \quad (16) \end{aligned}$$

この状態時系列の分布を適用すると，式 (15) の第 2 項はゼロ以上，第 4 項はゼロとなる．したがって，その他の項の和が正となるように運動軌道 $\mathbf{X}^{(k+1)}$ を更新すると， $k+1$ 回目の反復計算後の目的関数 $\Psi(\mathbf{X}^{(k+1)})$ が k 回目の反復計算後の目的関数 $\Psi(\mathbf{X}^{(k)})$ 以上となり，反復計算を重ねるにつれて目的関数が増加する．そこで，次のような最適化計算を解くことで運動軌道 $\mathbf{X}^{(k+1)}$ を更新する．

$$\begin{aligned}
& \arg \max_{\mathbf{X}^{(k+1)}} \left\{ E_{P(\mathbf{Q}|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda)} \left[\ln \frac{P(\mathbf{X}^{(k+1)}, \mathbf{Q}|\lambda)}{P(\mathbf{Q}|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda)} \right] \right. \\
& \quad - E_{P(\mathbf{Q}|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda)} \left[\ln \frac{P(\mathbf{X}^{(k)}, \mathbf{Q}|\lambda)}{P(\mathbf{Q}|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda)} \right] \\
& \quad - \frac{w_c}{2} (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c) \\
& \quad + \frac{w_c}{2} (\mathbf{X}^{(k)} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X}^{(k)} - \mathbf{X}_c) \\
& \quad \left. - \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^{(k+1)T} \mathbf{U} \mathbf{X}^{(k+1)} + \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^{(k)T} \mathbf{U} \mathbf{X}^{(k)} \right\} \quad (17)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& = \arg \max_{\mathbf{X}^{(k+1)}} \left\{ E_{P(\mathbf{Q}|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda)} \left[\ln P(\mathbf{X}^{(k+1)}|\mathbf{Q}, \lambda) P(\mathbf{Q}|\lambda) \right] \right. \\
& \quad - \frac{w_c}{2} (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c) \\
& \quad \left. - \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^{(k+1)T} \mathbf{U} \mathbf{X}^{(k+1)} \right\} \\
& = \arg \max_{\mathbf{X}^{(k+1)}} \left\{ \sum_{\forall \mathbf{Q}} P(\mathbf{Q}|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda) \ln P(\mathbf{X}^{(k+1)}|\mathbf{Q}, \lambda) \right. \\
& \quad - \frac{w_c}{2} (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c) \\
& \quad \left. - \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^{(k+1)T} \mathbf{U} \mathbf{X}^{(k+1)} \right\} \quad (18)
\end{aligned}$$

HMM において、状態時系列 $\mathbf{Q}$ から運動軌道 $\mathbf{X}^{(k+1)}$ が生成される確率 $P(\mathbf{X}^{(k+1)}|\mathbf{Q}, \lambda)$ を、HMM のパラメータを用いて表す。状態 i での初期状態確率 π_i 、状態 i から状態 j へ遷移する確率 $a_{i,j}$ 、状態 i から運動 x が生成される確率 $b_i(x)$ とすると、式 (18) は以下の通りになる。

$$\begin{aligned}
& \arg \max_{\mathbf{X}^{(k+1)}} \left\{ \sum_{\forall \mathbf{Q}} P(\mathbf{Q}|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda) \right. \\
& \quad \times \left\{ \ln \pi_{q_1} + \sum_{t=1}^{T-1} \ln a_{q_t, q_{t+1}} + \sum_{t=1}^T \ln b_{q_t}(x_t^{(k+1)}) \right\} \\
& \quad - \frac{w_c}{2} (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c) \\
& \quad \left. - \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^{(k+1)T} \mathbf{U} \mathbf{X}^{(k+1)} \right\} \\
& = \arg \max_{\mathbf{X}^{(k+1)}} \left\{ \sum_{\forall \mathbf{Q}} P(\mathbf{Q}|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda) \sum_{t=1}^T \ln b_{q_t}(x_t) \right. \\
& \quad - \frac{w_c}{2} (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c) \\
& \quad \left. - \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^{(k+1)T} \mathbf{U} \mathbf{X}^{(k+1)} \right\} \\
& = \arg \max_{\mathbf{X}^{(k+1)}} \left\{ \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T \ln b_i(x_t^{(k+1)}) P(q_t = n|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda) \right. \\
& \quad - \frac{w_c}{2} (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c) \\
& \quad \left. - \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^{(k+1)T} \mathbf{U} \mathbf{X}^{(k+1)} \right\} \quad (20)
\end{aligned}$$

ここで、HMM の各状態から運動データを生成する確率は正

Fig.2 profile of joint angles of a right shoulder of a trained motion and a generated motion for “patting” motion pattern.

規分布に基づく。

$$\begin{aligned}
\ln b_i(x_t^{(k+1)}) & = -\frac{1}{2} [\ln(2\pi)^D |\Sigma_i| \\
& \quad + (x_t^{(k+1)} - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x_t^{(k+1)} - \mu_i)] \quad (21)
\end{aligned}$$

D は、全身関節角ベクトル x の次元数であり、 μ_i 、 Σ_i は、状態 i が持つ正規分布の平均値ベクトルと共分散行列である。式 (22) を式 (20) に代入して、運動軌道 $\mathbf{X}^{(k+1)}$ に依存しない項を削除して整理すると、

$$\begin{aligned}
& \arg \max_{\mathbf{X}^{(k+1)}} \left\{ -\sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T \frac{1}{2} (x_t^{(k+1)} - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x_t^{(k+1)} - \mu_i) \right. \\
& \quad \times P(q_t = n|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda) \\
& \quad - \frac{w_c}{2} (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c) \\
& \quad \left. - \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^{(k+1)T} \mathbf{U} \mathbf{X}^{(k+1)} \right\} \\
& = \arg \max_{\mathbf{X}^{(k+1)}} \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{n=1}^N [\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{M}_n]^T \mathbf{V}_n [\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{M}_n] \right. \\
& \quad - \frac{w_c}{2} (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c)^T \Delta_c (\mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}_c) \\
& \quad \left. - \frac{w_d}{2} \mathbf{X}^{(k+1)T} \mathbf{U} \mathbf{X}^{(k+1)} \right\} \quad (22)
\end{aligned}$$

N は HMM の状態数であり、 $\mathbf{V}_n$ は運動軌道 $\mathbf{X}^{(k)}$ が与えられた時に時刻 t で状態 n に滞在する確率 $P(q_t = n|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda)$ を要素とする以下の行列である。

$$\mathbf{V}_n = \begin{bmatrix} \Sigma_k^{-1} P(q_1 = n|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda) & & \mathbf{O} \\ & \ddots & \\ \mathbf{O} & & \Sigma_k^{-1} P(q_T = n|\mathbf{X}^{(k)}, \lambda) \end{bmatrix}$$

したがって、式 (23) を満足する運動軌道 $\mathbf{X}^{(k+1)}$ は

$$\begin{aligned}
\mathbf{X}^{(k+1)} & = \left(\sum_{n=1}^N \mathbf{V}_n \mathbf{M}_n + w_c \Delta_c \mathbf{X}_c \right) \\
& \quad \times \left(\sum_{n=1}^N \mathbf{V}_n + w_d \mathbf{U} + w_c \Delta_c \right)^{-1} \quad (23)
\end{aligned}$$

として求められる。

3. 実験結果

被験者の全身運動を光学式モーションキャプチャにて計測する。被験者には、34 個のマーカーが貼り付けられており、

Fig.1 Motions optimized by taking into account both the memorized motion pattern and task constraints. The humanoid robot performs motions : patting an object at a low position, patting an object at a high position, lifting an object low, lifting an object high, stomping an object at its foot and stoping an object ahead, to satisfy the give task constraints.

マーカの位置から等身大ヒューマノイドロボット HRP4 の 37 個の関節角度を逆運動学にて推定する。関節角度の時系列として表現される運動パターンをノード数 30 個の HMM にて学習した。本研究では、「撫でる」「持ち上げる」「踏みつける」運動パターンを各 HMM にて学習し、運動の拘束を最終時刻に付加した。Fig.1 に、各運動に拘束を付与して生成された運動を示す。「撫でる」動作に対して、低い位置にある物体を撫でる拘束と高い位置にある物体を撫でる拘束を付与した。「持ち上げる」に対しても同様に低い位置に持ち上げる拘束と高い位置に持ち上げる拘束を与えた。「踏みつける」に対しては、足元の物体を踏みつける拘束と足元前方にある物体を踏みつける拘束を与えている。Fig.1 から、「撫でる」「持ち上げる」「踏みつける」運動の特徴を維持しながら拘束条件を満足する運動が生成されていることが確認できる。また、Fig.2 に「撫でる」の学習した運動と高い位置にある物体を撫でる拘束を付与して生成された運動の右肩の関節角度の時系列を示す。学習した運動時系列の形を維持しながら、最終時刻で右肩関節を $1[\text{rad}]$ 程度大きく動かす運動が生成されている。また、連続的で滑らかな関節角時系列が生成されていることも確認できる。

4. 結論

本研究で得られた結論は以下の通りである。

1. 全身運動に付与された拘束条件を満足しながら記憶した運動を修正する計算法を提案した。運動パターンを学習した HMM から生成される確率、付与された拘束条件と生成された運動軌道の偏差、運動軌道の変動量を重ね合わせた目的関数を設計した。この目的関数が最大となる運動軌道を計算する手法を考案した。
2. 「撫でる」「持ち上げる」「踏みつける」運動パターンに対して、提案した運動生成法の有効性を実験によって示した。「撫でる」運動では、右手の位置を修正すること、「持ち上げる」では、両手の位置を修正すること、「踏みつける」では、右足の位置を修正することが可能であった。高い位置の物体を撫でる拘束を付与した場合、学習した運動の右肩関節角と生成された関節角を比較することで、学習した運動の特徴を維持しながら最終時刻で拘束条件を満足するように右肩関節角を約 $1[\text{rad}]$ 大きく修正する運動が生成されていることを確認した。

5. ACKNOWLEDGMENTS

本研究は、平成 24 年度独立行政法人科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業（さきがけ）「行動の記号化を基盤とした身振り・言語を通じてコミュニケーションするロボットの知能設計」（代表：高野渉）の支援を受けて行った。

文献

- [1] M. Okada, K. Tatani, and Y. Nakamura. Polynomial design of the nonlinear dynamics for the brain-like information processing of whole body motion. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 1410–1415, 2002.
- [2] A. J. Ijspeert, J. Nakanishi, and S. Shal. Learning control policies for movement imitation and movement recognition. *Neural Information Processing System*, 15:1547–1554, 2003.
- [3] H. Kadone and Y. Nakamura. Symbolic memory for humanoid robots using hierarchical bifurcations of attractors in nonmonotonic neural networks. In *Proceedings of the 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 2900–2905, 2005.
- [4] M. Ito, K. Noda, Y. Hoshino, and J. Tani. Dynamic and interactive generation of object handling behaviors by a small humanoid robot using a dynamic neural network model. *Neural Networks*, 19(3):323–337, 2006.
- [5] T. Inamura, I. Toshima, H. Tanie, and Y. Nakamura. Embodied symbol emergence based on mimesis theory. *International Journal of Robotics Research*, 23(4):363–377, 2004.
- [6] A. Billard, S. Calinon, and F. Guenter. Discriminative and adaptive imitation in uni-manual and bi-manual tasks. *Robotics and Autonomous Systems*, 54:370–384, 2006.
- [7] T. Asfour, F. Gyarfas, P. Azad, and R. Dillmann. Imitation learning of dual-arm manipulation task in humanoid robots. In *Proceedings of the IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pages 40–47, 2006.
- [8] D. Kulic, W. Takano, and Y. Nakamura. Incremental learning, clustering and hierarchy formation of whole body motion patterns using adaptive hidden markov chains. *International journal of Robotics Research*, 27(7):761–784, 2008.
- [9] W. Takano, K. Yamane, and Y. Nakamura. Capture database through symbolization, recognition and generation of motion patterns. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 3092–3097, 2007.
- [10] W. Takano and Y. Nakamura. Integrating whole body motion primitives and natural language for humanoid robots. In *Proceedings of the IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pages 708–713, 2008.
- [11] S. Calinon, F. D'halluin, E. L. Sauser, D. G. Caldwell, and A. Billard. Learning and reproduction of gestures by imitation. *IEEE Robotics Automation Magazine*, 17(2):44–54, 2010.