

# 任意の動作を女性らしく変化させるスタイル変換フィルタ

## Style Translation Filter to Make Input Motion Womanish

佐藤 志保理 (奈良先端大)      山口 明彦 (奈良先端大)      竹村 憲太郎 (奈良先端大)  
高松 淳 (奈良先端大)      正 小笠原 司 (奈良先端大)

Shiori Sato, Akihiko Yamaguchi, Kentaro Takemura, Jun Takamatsu, Tsukasa Ogasawara  
Nara Institute of Science and Technology  
{shiori-s, akihiko-y, kenta-ta, j-taka, ogasawar}@is.naist.jp

In this paper, we study a method to translate the style of an input motion which is obtained by a motion capture system. For this aim, we model the difference of motions coming from the actor's attribute, such as gender and age. Especially, we focus on the difference coming from the gender, and model the difference of poses (joint angles) between males and females by using a Gaussian process regression. In training the model, we utilize Multifactor Gaussian Process Model to align the training set of motions in cyclic phase. In the experiments, we train the filter with walking motions of males and females, then we apply the filter to walking, running, and jumping motions of males. The results demonstrate that the filter successfully translates the motion into a womanish one.

**Key Words:** Style Parameter, Motion Capture, Motion Synthesis, Gaussian Process Regression

### 1. はじめに

近年、映画やゲームなどの 3D アニメーションの生成にモーションキャプチャが広く利用されている。しかし、個性を表現しようとする、キャラクターごとに異なるアクターの動作が必要となる。したがって、1 つの動作サンプルから多様な動作を生成できれば有用だと考えられ、CG やロボティクスの分野で盛んに研究が行われている [1, 2, 3]。しかしながら、これまでの研究ではサンプル動作間の補間や外挿によって新規動作を合成する手法が主流であった。

これに対して、本研究では、性別や年齢の違いから生じる動作の差をモデル化することによって、動作を多様化する方法を提案する。この方法では、抽象的な属性（スタイル）の差をモデル化しているため、従来の補間に基づく手法とは異なる種類の動作の多様化が可能となる。本論文では、多様性の中でも性別による違いに着目し、任意の入力動作に対し、女性らしく変化させた動作を出力するスタイル変換フィルタを提案する。

提案手法の概要図を図 1 に示す。このフィルタは、女性のポーズ（全身の関節角ベクトル）と男性のポーズの差をモデル化したものである。男性と女性では、身体的な特性の違いからポーズに差が生じる。この差をモデル化することにより、学習データとかけ離れた動作においても女性らしく変化させることが可能だと考える。以下、ポーズの差を差分ベクトルと呼ぶ。差分ベクトルは、複数の動作集合から男女の平均動作を生成し、計算する。このとき、平均動作間で位相が共通である（ポーズの対応付けがとれている）必要がある。そこで、この動作の位相あわせに Multifactor Gaussian Process Model (MGPM) [2] を用いる。差分ベクトルのモデル化には、ガウス過程回帰モデルを用いる。本論文では、モーションキャプチャによって取得した男女の歩行動作データベースからフィルタを学習し、学習データにない男性の歩行、走行、跳躍に適用する実験を行った。この結果、入力動作が女性らしく変化することを確認した。

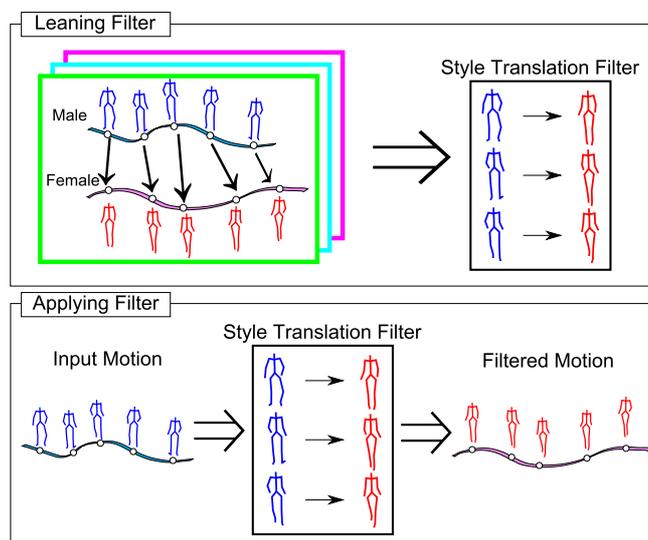


Fig.1 Illustration of Style Translation Filter. It models the difference of poses (joint angles) between males and females by using a Gaussian process regression.

関連研究として、動作の多様性を基準動作と低次元のスタイルパラメータに分離してモデル化する方法がある。例えば、Wang ら [2] は、カーネル関数を用いたガウス過程回帰モデルを利用して、スタイルパラメータを抽出する手法である Multifactor Gaussian Process Models (MGPM) を提案した。一方、稲島ら [3] は個々の動作を隠れマルコフモデルによって表現し、モデルのパラメータの内挿や外挿によって新しい動作を合成する手法を提案した。これらの手法は、動作間の補間や外挿によって動作を多様化する手法である。よって、与えられた入力動作の抽象的なスタイルを変化させたい場合、対極にあるスタイルの動作をサンプルとして保持していなければ、スタイルを変化させた動作を生成することは困難だと考えられる。これに対し、提案手法ではスタイルの差によって生じる差を直接モデル化しているため、学習データと異なる動作に対しても有効であると考えられる。

以下、2章ではスタイル変換フィルタの学習および適用方法について述べる。3章では、モーションキャプチャデータに対してスタイル変換フィルタを適用した実験結果を示し、4章でまとめる。

## 2. スタイル変換フィルタ

本章では、提案するスタイル変換フィルタの学習および適用方法について述べる。このフィルタは、任意の男性のポーズ入力に対して、女性と男性のポーズの差分ベクトルを出力する回帰モデルである。回帰モデルにはガウス過程回帰モデルを使用する。適用時には、与えられた動作に対して、各時間フレームごとに差分ベクトルを計算し、入力ポーズに加算する。以下詳細を述べる。

### 2.1 差分フィルタの学習

複数の被験者の、複数の種類で構成される動作の集合から、差分フィルタを学習する方法について述べる。動作の集合を  $\mathcal{M}$  と表す。ここで、各動作  $m \in \mathcal{M}$  には、動作の種類を表すラベル  $g_m \in \mathcal{G}$ 、被験者を表すラベル  $s_m \in \mathcal{S}_M \cup \mathcal{S}_F$  が与えられている。 $\mathcal{G}, \mathcal{S}_M, \mathcal{S}_F$  はそれぞれ動作の種類、男性の被験者、女性の被験者の集合である。各動作  $m$  は、状態  $\mathbf{y}_m$  の時系列であり、 $m = \{\mathbf{y}_{m1}, \dots, \mathbf{y}_{mT_m}\}$  と表す。ただし、 $T_m$  は動作  $m$  のフレーム数である。状態  $\mathbf{y}_m = (\mathbf{v}_m, \mathbf{q}_m, \boldsymbol{\omega}_m)$  は、世界座標系における体中心座標系の並進速度  $\mathbf{v}_m$ 、関節角  $\mathbf{q}_m$  (ポーズ)、関節角速度  $\boldsymbol{\omega}_m$  で構成される。世界座標系における体中心座標系の姿勢は  $\mathbf{q}_m$  に含まれる。

#### 2.1.1 Multifactor Gaussian Process Model

男女の平均動作から差分ベクトルを計算するためには、動作間で位相が同じである(ポーズの対応がとれている)必要がある。本節では、動作の位相あわせに用いる Multifactor Gaussian Process Model (MGPM) [2] について述べる。MGPM は直接観測可能な対象変数と複数の隠れ変数を入力とするガウス過程回帰モデルである。対象変数のデータが与えられたとき、対応する隠れ変数(もしくは適当なモデルのパラメタ)とガウス過程回帰のモデルパラメタを推定する。この際、隠れ変数に拘束をおくことで、推定を容易にしている。本論文では隠れ変数を内部状態変数  $\mathbf{x}$  および個人を表すスタイルパラメタ  $\boldsymbol{\xi}$  とし、対象変数をポーズ  $\mathbf{y}$  の各次元とし、ポーズを出力とするガウス過程回帰モデルのパラメタを推定する。

ガウス過程回帰モデルのカーネル関数を

$$k_d([\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}], [\mathbf{x}', \boldsymbol{\xi}']) = \frac{1}{\omega_d^2} ((\boldsymbol{\xi}^T \boldsymbol{\xi}') \exp(-\frac{\gamma}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2 + \beta^{-1} \delta)) \quad (1)$$

と定義する。ここで、 $d$  はポーズの次元、 $\omega_d, \gamma, \beta, \delta$  はそれぞれスケール、分散、精度、ノイズに関するパラメタである。スタイルパラメタ  $\boldsymbol{\xi}$  は動作中で不変、かつ同じ被験者に対しては複数の動作間で一定となるように拘束する。また、時刻  $t$  における内部状態  $\mathbf{x}_t$  を、 $\mathbf{x}_t = [\cos \theta_t, \sin \theta_t]$ 、 $\theta_t = \theta_0 + t\Delta\theta$  のように拘束する。ただし、 $\theta_0$  は初期位相、 $\Delta\theta$  は位相のステップサイズである。これらのパラメタは、対数尤度の最大化によって学習される。

### 2.1.2 差分ベクトルの計算

MGPM を用いて動作の種類  $g$  ごとに男性と女性の平均動作を生成し、ポーズの差分ベクトルを計算する。まず、動作データ  $\mathcal{M}_g = \{m | g_m = g\} \subseteq \mathcal{M}$  を MGPM でモデル化する。次に、学習したスタイルパラメタ  $\mathcal{P} = \{\boldsymbol{\xi}_m | g_m = g\}$  から男性の平均スタイルパラメタ  $\boldsymbol{\xi}_{Mg}$  および女性の平均スタイルパラメタ  $\boldsymbol{\xi}_{Fg}$  を計算する。男女の平均スタイルパラメタと学習されたガウス過程回帰モデルを用いて、男性の平均動作  $m_{Mg}$  と女性の平均動作  $m_{Fg}$  を生成する。このとき、男女の平均動作間で初期位相  $\theta_0$  とステップサイズ  $\Delta\theta$  を共通にすることで内部状態変数  $\mathbf{x}$  の系列をそろえる。そうすることで、ポーズの対応がとれた男女の平均動作が、同じフレーム数  $T_{\Delta m_g}$  の動作データとして生成される。最後に、男性平均動作と女性の平均動作から、各ポーズの差分ベクトルの集合  $\Delta m_g$  を、

$$\Delta m_g = \{\Delta \mathbf{q}_{gt} | \Delta \mathbf{q}_{gt} = \mathbf{q}_{m_{Fg}t} - \mathbf{q}_{m_{Mg}t}, t = 1, \dots, T_{\Delta m_g}\} \quad (2)$$

で計算する。

すべての動作の種類  $g$  ごとに差分ベクトルを計算し、それらを差分ベクトルの集合  $\Delta m = \bigcup_{g \in \mathcal{G}} \Delta m_g$  として統合する。また、対応する男性の平均動作も同様に、 $m_M = \bigcup_{g \in \mathcal{G}} m_{Mg}$  と統合する。

### 2.1.3 フィルタの学習

本節では、前節で計算した差分ベクトル集合  $\Delta m$  および男性の平均動作の集合  $m_M$  を用いてガウス過程回帰モデルを学習する方法について述べる。モデルの入力は男性の動作中の各ポーズ  $\mathbf{q}$ 、出力は対応するポーズの差分ベクトル  $\Delta \mathbf{q}$  である。このとき、入力  $\mathbf{q}$  から出力  $\Delta \mathbf{q}$  を求めるガウス過程回帰を

$$\Delta \mathbf{q} = \mathbf{f}(\mathbf{q}) + \epsilon \quad (3)$$

と表す。ここで、 $\epsilon$  はガウスノイズである。したがって、学習時には、男性の平均動作および差分ベクトルの2組のデータ  $(m_M, \Delta m)$  を与え、モデルのパラメタを学習する。本論文で使用したカーネル関数は、

$$k_d(\mathbf{q}, \mathbf{q}') = \exp(\lambda - \frac{\mu \|\mathbf{q} - \mathbf{q}'\|^2}{2}) + b \quad (4)$$

で表されるガウスカーネルである。ここで、 $d$  は各ポーズの次元であり、カーネルのパラメタである  $\lambda, \mu, b$  は、スケールリングを施した共役勾配法によって最適化される。なお、フィルタの実装には Matlab のライブラリである NETLAB toolbox<sup>\*1</sup>を使用した。

### 2.2 フィルタの適用

次に、学習したフィルタを用いて、任意の動作を女性らしく変化させる方法について述べる。まず、入力動作  $m_{IN}$  に対して、学習したモデル  $\mathbf{f}$  を用いて差分ベクトルの集合  $\Delta m$

\*1 <http://www1.aston.ac.uk/eas/research/groups/ncrg/resources/netlab/>

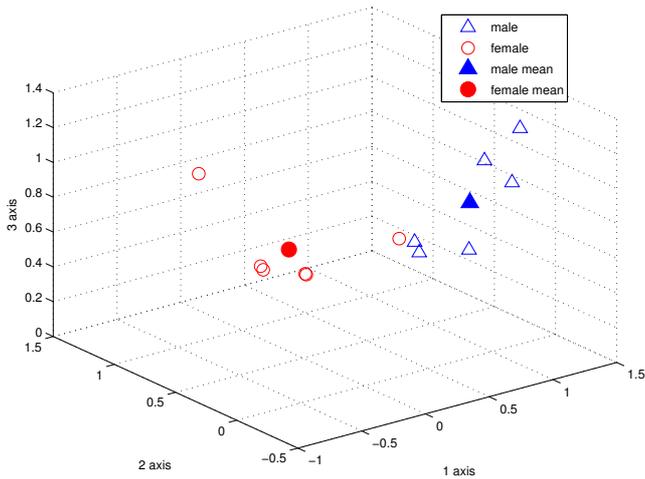


Fig.2 Style parameter  $\xi$  for each subject.

を推定する．推定された差分ベクトル  $\Delta m$  を入力動作  $m_{IN}$  に加算することによって女性動作  $m_F$  を生成する．

$$m_F = \{q_{m_F t} | q_{m_F t} = q_{m_{IN} t} + \alpha \Delta q t, t = 1, \dots, T_{\Delta m}\} \quad (5)$$

ここで， $\alpha$  はスケールを調整するためのパラメタであり，通常，入力が男性の動作の場合は1にする． $T_{\Delta m}$  は入力動作のフレーム数である．

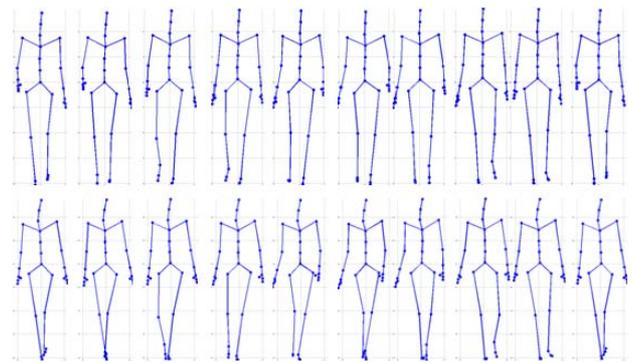
### 3. スタイル変換フィルタの適用実験

本章では，歩行動作を用いてフィルタを学習し，歩行，走行，跳躍動作に適用する実験を行う．実験には，CMUのモーションキャプチャデータ\*2を120Hzから30Hzにダウンサンプルして使用する．学習データとして男女6人ずつの歩行動作\*3を用いる．フィルタ適用時の入力動作として，学習データにはない男性の歩行，走行，跳躍動作\*4を用いる．各動作の状態  $y_m = (v_m, q_m, \omega_m)$  は89次元であり，世界座標における体中心座標の並進速度  $v_m$  は3次元，関節角  $q_m$  は43次元，関節角速度  $\omega_m$  は43次元である．なお，差分ベクトルの計算において，スタイルパラメタ  $\xi$  の次元は3に設定し，初期値は乱数で与えた．また，差分ベクトルのスケール  $\alpha$  は1とした．

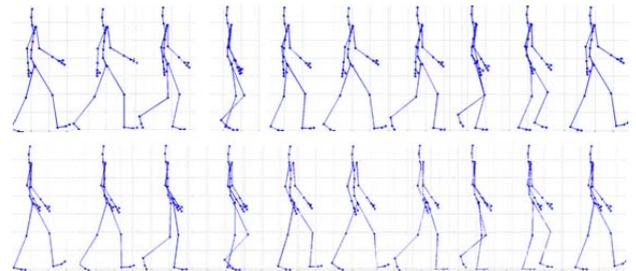
#### 3.1 平均動作の生成結果

男女計12人の歩行動作をMGPMでモデル化して得られたスタイルパラメタを図2に示す．この図より，スタイルパラメタ  $\xi$  の分布は性別によって分かれていることが分かる．

図3は，生成した男女の平均歩行動作の，正面および側面からの3フレームごとのスナップショットであり，1周期分のフレーム数は28である．男女の対応するポーズを比較すると，特に下半身の関節において男女の差が大きいことが分かる．女性の平均動作の特徴として，膝がやや内股で，左右の足を交差していることがあげられる．また，腕の振り方が



(a) front view



(b) side view

Fig.3 Snapshots of the training data. In each block, the upper sequence denotes the average waking motion of male subjects, the lower sequence denotes the one of female subjects.

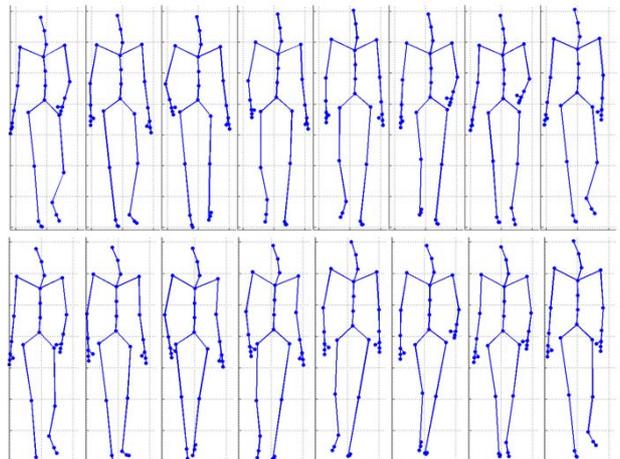


Fig.4 Snapshots of the walking motion. The upper sequence denotes the input motion, the lower sequence denotes the filtered one.

前後には小さく，やや左右に振っていることも男性の平均動作と異なる．

#### 3.2 フィルタの適用結果

学習したフィルタを，学習データとは異なる男性の歩行，走行，跳躍動作に適用した結果をそれぞれ図4，5，6に示す．各図において，上段は入力動作，下段はフィルタ適用後の動作であり，それぞれ5フレームごとのスナップショットである．図4で歩行動作のポーズを比較すると，入力動作と比べて生成動作の方が内股になっていることが分かる．図5で走行動作の入力動作と生成動作を比べると，歩行動作と同様に，生成動作の方が足が内股になっていることが分かる．ま

\*2 <http://mocap.cs.cmu.edu>

\*3 男性：02\_02,08\_01,16\_15,35\_1,39\_1,143\_32,  
女性：91\_30,91\_36,105\_30,105\_36,113\_25,141\_19

\*4 歩行：07\_01, 走行：16\_35, 跳躍：02\_04

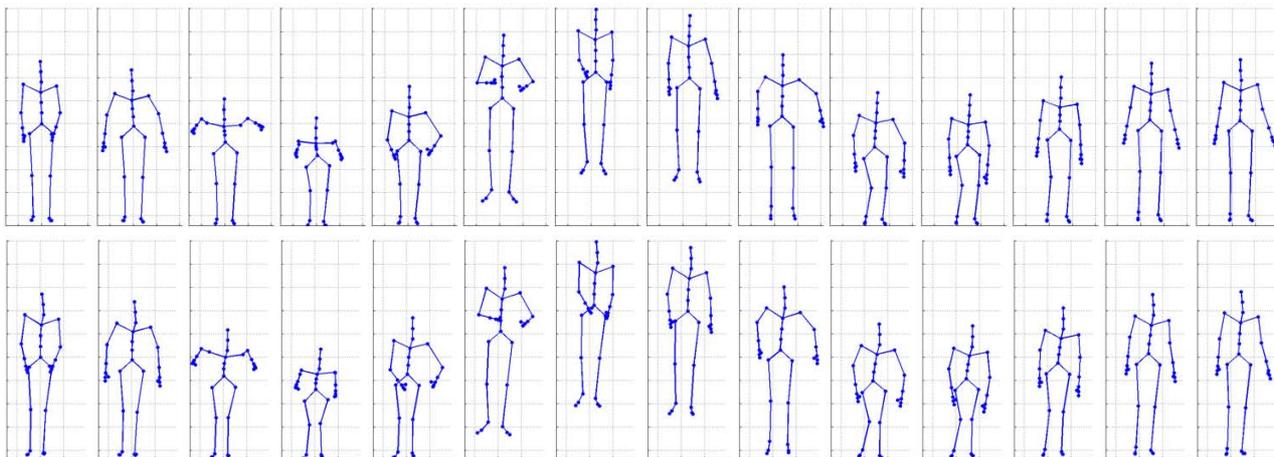


Fig.6 Snapshots of the jumping motion. the upper sequence denotes the input motion, the lower sequence denotes the filtered one.

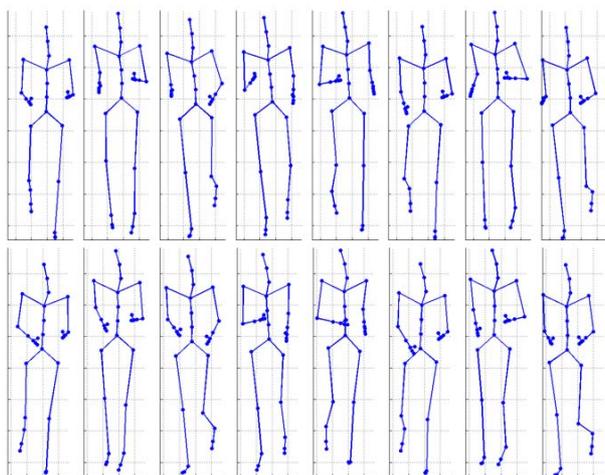


Fig.5 Snapshots of the running motion. The upper sequence denotes the input motion, the lower sequence denotes the filtered one.

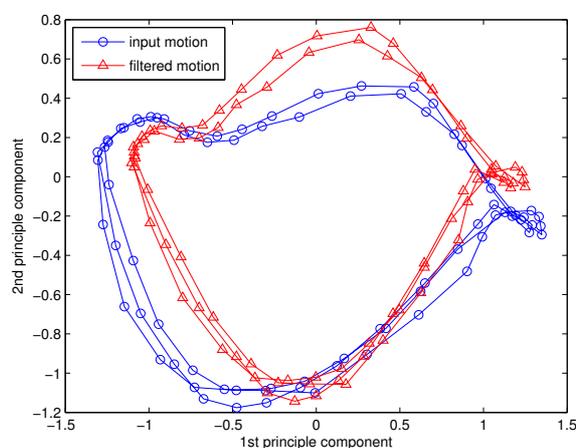


Fig.7 Joint angle trajectories of the walking motions in Fig.5. The dimensionality is reduced to two by using a principle component analysis for the input motion.

た、生成動作の方が腕が内側になっている。図6の跳躍動作においては、屈伸時に膝部分に差が大きく現れていることが分かる。

歩行動作(図4)の入力動作と生成動作の各ポーズを、主成分分析で2次元に圧縮し、プロットしたポーズの軌道を図7に示す。この結果より、単に入力ポーズに対して一定の差分を生成しているのではなく、ポーズごとに異なる差分が生成できていることが分かる。

以上の結果より、歩行動作のみを用いて学習したフィルタを、歩行以外の動作に適用しても女性らしく変化させることができることが確認できた。

#### 4. 結論

本論文では、任意の動作を女性らしく変化させるスタイル変換フィルタを提案した。実験により、提案手法を用いることで、学習データと特徴の異なったテストデータにおいても動作を変化させることが可能であると確認できた。しかし、歩行動作のみで学習したフィルタで生成可能な女性らしさは、主に脚部の特定の特征に限られる。

実験では男女の歩行動作のみでフィルタを学習したが、今後は複数の種類の動作から学習し、提案手法の有効性を確認する。また、スケール $\alpha$ については、入力動作の性別を認識し、自動で $\alpha$ を決定することも今後の課題としたい。

#### 参考文献

- [1] M. Brand and A. Hertzmann: "Style machines", Proceedings of SIGGRAPH 2000, pp. 183-192 (2000).
- [2] J. M. Wang, D. J. Fleet and A. Hertzmann: "Multifactor gaussian process models for style-content separation", the Twenty-Fourth International Conference on Machine Learning (ICML 2007), pp. 975-982 (2007).
- [3] 稲邑, 柴田: "動作パターンとシンボルを相互変換する原始シンボル空間における動作パターンの内挿・外挿", 日本ロボット学会誌, Vol.28, No.4, pp. 512-521 (2010).