

動きのデジタル保存

—舞踊動作のプリミティブ化とヒューマノイドによる再演—

中澤篤志 科学技術振興事業団（J S T）
中岡慎一郎 東京大学情報理工学系研究科
池内克史 東京大学生産技術研究所

概要: 舞踊等、無形文化財のアーカイブ、解析、提示手法について述べる。動き情報の保存方法に関してはモーションキャプチャシステムがよく知られているが、その情報に対する処理方法を開発した。モーションキャプチャシステムから得られた人間の動き情報を速度変化によって分割し、それらにラベル付けすることで舞踊構造の解析を行い、「基本動作（動作プリミティブ）」を獲得する。動作プリミティブを連結することによって新たな動作を生成し、CGやヒューマノイドを用いることで効果的に提示することで、保存された無形文化財アーカイブを人に容易に継承させることを目指す。

キーワード: 無形文化財、人物動作、ヒューマノイド、動作プリミティブ

Digital Archive of the Human Motion

Nakazawa, Atsushi Japanese Science and Technology Corporation
Nakaoka, Shinichiro Graduate School of Information Science,
University of Tokyo
Ikeuchi, Katsushi Institute of Industrial Science,
University of Tokyo

Abstract: This paper presents extended human motion archiving methods for the purpose of the searching, generating and presenting. The human motion data acquired from a motion capture system is divided into some ‘motion primitives’ according to the acceleration of the end effectors. Then they are clustered into some groups according to their trajectories and then labeled. By concatenating these motion primitives, new dance motions are generated. Furthermore, these motions are presented on CG animations or humanoid robots’ movement. Users can easily learn original or generated dance motions by watching these animations or humanoid’s motions.

Keywords: *human motion, humanoid, motion primitive, motion capture data*

1. はじめに

我々の研究グループでは仏像や建築物などの「静的」文化遺産のデジタル保存の研究を行ってきており、レーザレンジファインダによる大規模モデルの取得[1]や対象物の表面反射特性の自動獲得[2]等の技術を開発してきた。一方で日本にはこれらの「静的」文化遺産と同様に、伝統舞踊等の「動き」による形の無い文化遺産も多く存在している。しかし後継者不足などの理由からこれらの貴重な文化遺産が失われている事も事実であり、何らかのデジタル的保存が必要である。また、保存された対象が「人の動き」である事を考えると、保存された情報の効果的な提示技術を開発する必要があると考えられる。すなわち、保存された情報をどのように効率的に後継者に伝え、伝承させるかを考えなければならない。

本研究ではこれらの無定形文化財を計算機内に保存し、検索や再現を行って、保存された動きを人に継承するための一連の技術を開発することを目指している。保存された動きの情報は、統計学的処理によって解析されプリミティブ化されることで検索や合成に用いられる。また、保存された情報を効果的に人に提示するためには、3次元知覚可能なコンピュータグラフィック技術と、近年急速に実現化されているヒューマノイドを用いることを考える。このようなアリステイティックな提示手法を用いることで、ユーザは保存された動きをより正確に把握し、再演す

ることが可能になると考えられる。

本研究の具体的な研究テーマとしては、以下のような項目が挙げられる。すなわち、

1. 人の動きの入力
2. 動きのシンボル化
3. シンボル化された動きの編集と生成
4. CGやロボットによる動きの再現

の各要素から構成され、図1のような流れで相互にデータを利用しあう関係にある。以降の各章ではこれら各項目について詳説する。

2. 人の動きの入力

舞踊情報の入力方法となるモーションキャプチャシステムとしては、光学式マーカによるものと磁気式マーカによるものがある。前者では比較的多くの取得点を選択できるというメリットがあり、より細かな動きを獲得可能であるというメリットがある。しかし、複数の視点から得られた撮影画像上のマーカ点を人間が対応付ける必要があり、またマーカが隠蔽されることで計測できない位置が生じる等の問題がある。一方磁気式では、光学式で見られる問題が無いが、計測環境の制約や計測点数や精度の限界がある。

本研究では両者のデータを用いた。すなわち光学式では「津軽じょんがら節」の動きを図2(左)であらわされる計測点で取得し、後者では図2(右)の計測点によって得られたいくつかの舞踊データを用いた。なお後者のデータはわら

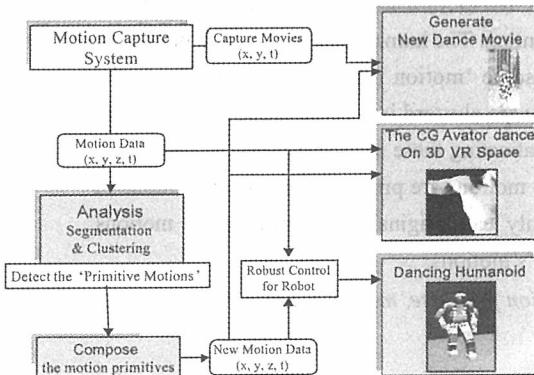


図1 本研究の概要

Fig.1 Overview of our project.

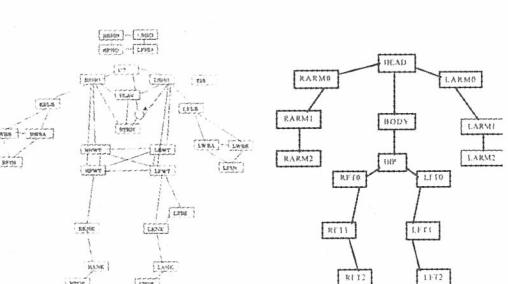


図2 光学式トラッカー(左)と
磁気式トラッcker(右)の計測点

Fig.2 The marker points of optical tracker (left) and magnetic tracker (right).

び座(<http://www.warabi.or.jp/>)から提供されたものである。前者のデータは200frames/secでマーカの位置情報のみであり、後者では30frames/secでマーカの位置および方向が得られる。

3. 動きのシンボル化と解析

モーションキャプチャシステムから得られた舞踊の関節位置データを用いて、舞踊動作全体の解析を行う。ここでの目的は舞踊全体の動作をいくつかの「基本動作(動作プリミティブ)」に分割・分類して表現することである。表現された動作プリミティブ列を合成することにより元の舞踊動作列を生成できるだけでなく、動作プリミティブ列を編集することで新しい舞踊動作を生成することができる。舞踊は人間の多様な動きを含んだ動作系列から成り立っているため人間の動作を般化する対象として適しているのみならず、これを共通性のある動作単位の列で記述することにより、今まで文字や絵等で記されてきた舞踊の新たな記述・保存方式として用いる事も可能である。

同様の取り組みはいくつか成されている。ロボットの行動獲得を目的とした研究としては、複数の間接角度を Self Motion Element と呼ばれる単位に分割し HMM を用いて基本動作を抽出したもの[3]、複数物体の3次元の接触状態をロボットの視覚で観測しその制約条件から行動計画を学習するもの[4]等がある。一方人間の「動きの見かけ」に基づいたアプローチとしては、人物の手先の動きを平面に投影し直線・円弧等の基本パターンに分類し再現したもの[5]や、手先の動きを速度に基づいて切り出し、その手先の3次元空間中の動きを DP マッチングと Dynamic Time Warpingによる距離を用いてクラスタリングした研究[6]などが挙げられる。本研究の対象が舞踊という人物の「見かけの動き」を重視した動作であることを考えると、後者のアプローチを取りるべきであると考える。抽出された動作プリミティブを認識・編集することが容易であるのみならず、舞踊演者自身も自身の目標点(手

先、足先等)を何らかの身体座標系(身体図案)で管理し制御していると考えられるからである[7]。

モーションキャプチャデータから「舞踏譜」を抽出した研究としては、八村らによるモーションキャプチャデータからのLavaNotationの抽出および動作の再生の研究[8]が挙げられる。ここではモーションキャプチャデータをLava Notationと呼ばれる舞踏譜に記述することができ、舞踏譜として一般的に用いられている表記方法を用いるため汎用性・有用性は高いと考えられる。しかし、LavaNotationでは人の動きをかなり粗くデジタイズするため、舞踊動作の再生成に用いるには本質的に適しておらず、また動きの認識に対して固定しきい値を用いているため、同じ動きに対しても異なる舞踏譜が記述される可能性も考えられる。そこで本研究では、入力されたモーションキャプチャデータを分割し、その目標点の軌跡の相関を評価することで基本動作を抽出する。同様の軌跡を描く分割セグメントの出現頻度を分析することで頻出動作を抽出し、同一の群とされた頻出動作を平均化することで動作プリミティブとして保存する。ここでは実際のモーションキャプチャデータから得られたデータをそのまま用いるため動作の再現が容易であるだけでなく、ここで得られた結果を用いることでLavaNotationの抽出を安定化させることもできる。

3.1 解析アルゴリズム

本研究で提案する動作プリミティブの抽出アルゴリズムを図3に示す。これは以下のステップで行われる。

1) 体中心座標系の設定

モーションキャプチャデータから得られたデータのうち、腰の動きを基にした座標系を「体中心座標系」とする。これは以下の式で表される。

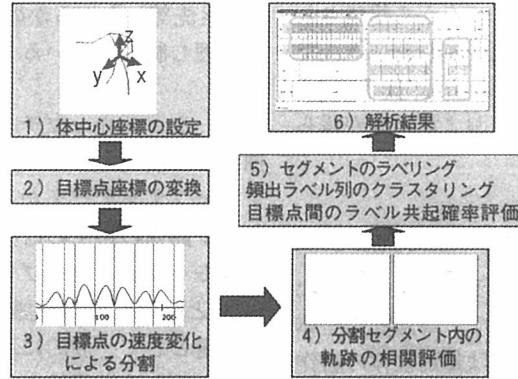


図3 解析アルゴリズム

Fig.3 The motion analysis algorithm.

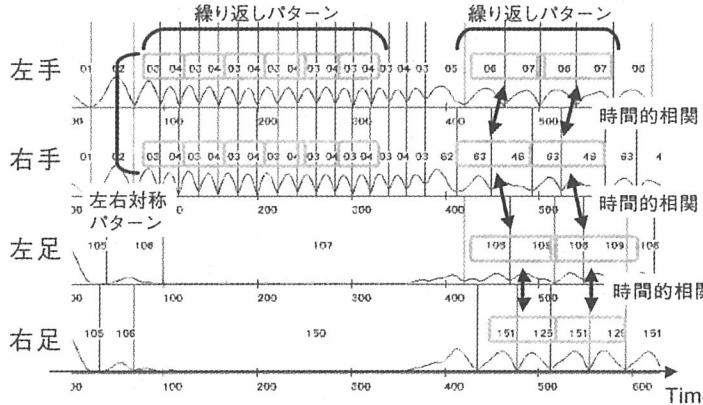


図4 頻出ラベル列(繰り返しパターン)の検出と目標点間の時間的共起確率による対応付け
Fig.4 The pattern co-occurrences on the same and different time sequences.

$$\begin{aligned}
 \vec{e}_x &= \begin{cases} \vec{e}_y \times \vec{e}_z \\ \vec{e}_z \times \vec{e}_y \end{cases} & (lefthand, foot) \\
 & (righthand, foot) \\
 \vec{e}_y &= \begin{cases} (\bar{v}_{left_waist} - \bar{v}_{right_waist}) \\ \| \bar{v}_{left_waist} - \bar{v}_{right_waist} \| \end{cases} & (lefthand, foot) \\
 & (righthand, foot) \\
 \vec{e}_z &= (0, 0, 1)
 \end{aligned}$$

2) 目標点の座標変換

目標点（両手足先）を体中心座標系に変換する。

3) 初期セグメンテーション

体中心座標系に変換された各目標点の速度を計算し、加速度0の点をセグメント分割点と

する。ただし、速度検出におけるノイズ除去のため、位置に対してガウシアンフィルタをかける。ここで得られたセグメントを「最小セグメント」と呼ぶ。

4) セグメントの相関評価

D Pマッチングによりセグメント内の目標点軌跡の相関を評価する[6]。セグメント m, n が各々 $V_m = \{vm_1, vm_2, \dots, vm_{in_m}\} | vm_i \in \mathbb{R}^3\}$, $V_n = \{vn_1, vn_2, \dots, vn_{in_n}\} | vn_i \in \mathbb{R}^3\}$ で表されたとすると、これらの相関 $D(M, N)$ は以下のように表される。

$$D_{m,n} = S(m_i, n_i)$$

$$S(k, l) = d_{k,l} + \min(S(k, l-1), S(k-1, l-1), S(k-1, l))$$

$$d_{k,l} = \|vm_k - vn_l\|$$

5) セグメントのクラスタリングとラベリング

両手間の全セグメント、両足間の全セグメン

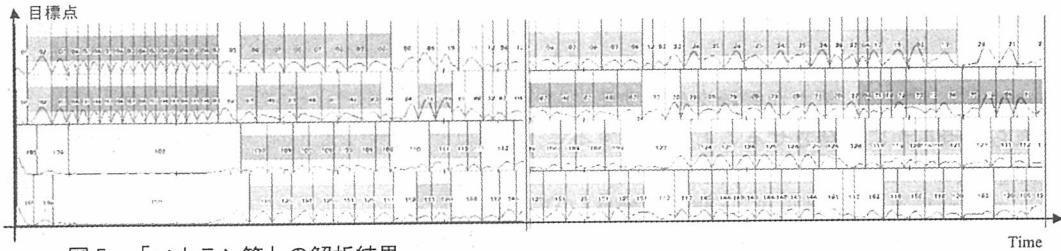


図5 「ソウラン節」の解析結果

色付けされた領域が頻度の高い繰り返し動作パターンであることを示す。

Fig.5 The Analysis result of the "Souran Bushi". The gray regions indicate its frequent motion patterns.

トに対して以上の相関を評価し、近傍アルゴリズムでクラスタリングしラベル付けする。これにより、目標点が同様の軌跡を描くものに共通のラベルがつけられる。また、右手足、左手足で対称となる体中心座標系を与えることで、左右が対称である動きを検出することができる。

6) 頻出ラベル列の対応付け

ラベル付けされた同一目標点内のセグメント列から、連続して出現する頻度の高いラベルを上位セグメント列として登録する(図4)。ここでは、aprioriアルゴリズム[9]を用いてこれを検出する。ここで検出される上位セグメントに対しては、以下のルールで登録を行う。

1. 検出された連続領域が、他のいずれのラベル列の部分列でない場合は独立するラベルとして登録する。
2. 1以外の場合以下のアルゴリズムを適用する。

①現在のラベル列が複数の異なるラベル列の

部分列に含まれる場合、現在のパターンを下位レベルのラベル列として階層化し登録する。

②現在のラベル列の上位ラベル列が常におなじラベル列である場合、いずれの操作も行わない。

3. 検出されたラベル列がいずれのラベル列にも分類されておらず、その長さと同じ長さのラベル列によって共有される場合には ambiguity が存在している。この区切りはユーザが決定することで正確なクラスタリングを決定する。

この操作によって、同一部位における動作ラベル列の階層化が実現できる。

7) 目標点間でのラベル列対応付け

次に異なる目標点間の共起確率について評価する。6)まで検出されたラベル列に対し、異なる部位間で同時刻に発生する頻度の高いものを対応付けする(図4)。すなわち、部位 lefthand のラベル列 A と、部位 righthand のラベル列 B に対し、以下の式によって評価する。

$$\frac{p(A \cap B)}{p(A)p(B)} \geq \text{thresh}$$

ただし $p(N)$ は、セグメント N が属する目標点内の全セグメントに対する生起確率である。以上のアルゴリズムを用いて対応付けられたラベル群を各舞踊における動作プリミティブとして登録する。繰り返し出現する動作セグメントに関しては、それらを時空間的にを平均化し登録を行う。

このアルゴリズムを用いた「そらん節」の解析結果を図5に示す。舞踊がいくつかの繰り返しのある動作プリミティブと、それを連結する動作セグメント、一度しか出現しない動作プリミティブ等の部分から成り立っていることが確認できる。繰り返し演じられる動きが同様のラベルに振られるため、必要最小限の動作プリミティブを登録するのみで十分となるだけでなく、舞踊全体の構造を把握することも可能である。

3. 動きの合成

以上の手法で、舞踊中の動作プリミティブを導出できる。ここで、新たな舞踊を生成するにはこれらを滑らかに連結させることで実現することできる。

人間の動作生成(軌道生成)に関する知見[10][11]等から、以下のような知見が参考になる。

1. 手先目標点の動きに関しては、様々な最小化関数を用いることで実現されている。例えばJerk最小化[12]やトルク変化最小化[13]等が挙げられる。
2. また速度に関しては、始点・終点間でベル型に変化するという知見が得られている。

また、常識的に考えて、通常の動きの遷移中において、重心はいずれかの脚（あるいは両脚）にあるはずであり、これらの脚が動くことは許されない。これらから以下のアルゴリズムを実装している。

- 1) 連結するプリミティブ間で動かない脚（軸足）を設定する。後者のプリミティブはこの軸足が一致するように平行移動させる。
- 2) 他方の脚は足先速度が以下の式に従うように変化させ補完する。
- 3) 連結中においては軸足と補完された脚方向を基準とした座標を設定し、その上で各関節位置（腰）・方向（脚上部および腰から上の胴体）を線形補完する。
- 4) 一方腕に関しては、解析時に用いた「体中心座標系」上で、何らかの最小化手法（Jerk最小化、関節角度変化最小化）を用いて補完する。

現段階では1～3までのアルゴリズムを実装し、この部分においてはある程度自然に近い動きの実現が可能である。一方、腕の動きに関してはいくつかのアルゴリズムを試しているが、人の動きに近いよりよい解は見つかっていない。ロボティックスの分野では、その軌道制御問題としてかなりの取り組みがなされており、そこからの知見を導入することを検討している。

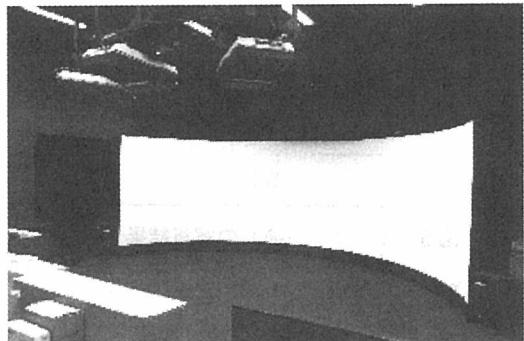


図6 没入型映像提示システム
Fig.6 The 3D stereo image projection system.



図7 CGによる舞踊の提示
Fig.7 The computer animation of the human motion.

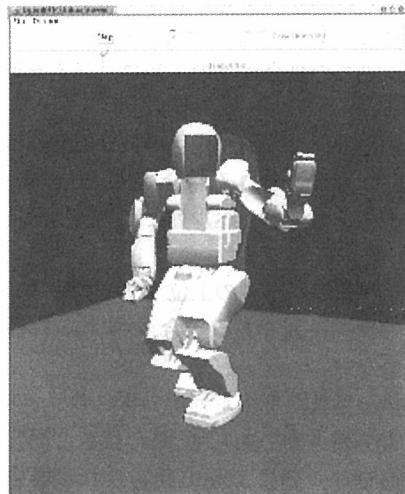


図8 ヒューマノイドのダイナミクスシミュレータによる舞踊動作のシミュレーション
Fig.8 The simulation result of the humanoid's motion on the dynamics simulator.

4. 動きの再演

鈴木らの指摘[14]からも明らかであるようにデジタルアーカイブにおいて、ただ情報を保存するのみでは役に立つとは考えられない。特に無形文化財という「人の動き」を扱ったアーカイブの場合、保存された情報を人間に効率的に伝える（継承する）事が重要となると考えられる。すなわち、保存された情報をいかに効率的に提示するかという技術の必要性が生じる。

本研究ではこの実現手段として、3次元知覚可能な没入型ディスプレイによるCG提示、およびヒューマノイドによる舞踊の再演を目指している。保存された動き情報や、前章までの手法で生成された人の動き情報から逆運動学を解くことによって各関節角度を算出し、CGモデルおよびヒューマノイドに入力し再現する。

4.1 CGによる提示

没入型ディスプレイでのCG表示（図6、7）においては、視点の異なる2枚の画像（視差画像）を高速に切り替えながらスクリーンに提示し、その切り替えに対応して左右のシャッターを切り替えるグラスを用いることで立体視が可能となる。ここでは、31自由度を持つロボットモデルに対してモーションキャプチャデータから得られた関節角度を入力し、これをSGI-Onyxによってレンダリング、表示することでステレオ画像を出力している。なお、ここで用いられる関節角度データは、前述した光学式トラッカーによって得られたデータを用いている。

4.2 ヒューマノイドによる提示

ヒューマノイドによる提示においては、得られた関節角度データを、ヒューマノイドロボットOpenHRPの力学シミュレータ[15]に入力することで動作の検証を行う。図8に、このシミュレータを用いた「津軽ジョンガラ節」の再現例を示す。

しかしロボットに舞踊をさせるにあたっては、人間の動きから得られた関節角度データをそのまま与えたのではうまく動作させることはでき

ない。その原因としては、以下の項目が挙げられる。

1. 人とロボットの自由度の違い。
2. 力学的特性の違い。
3. アクチュエータの制約

すなわち、人の動きをそのまま入力した場合では、ここから、体全体のバランスの異なるロボットにおいては、人間の動き情報をそのまま用いることは出来ず、何らかの動力学変形(retargeting)を施す必要がある。

これに対するひとつのアプローチとして、「バランスフィルタ」の適用を検討中である。すなわち、モーションキャプチャから得られた関節角をロボットに与える基本データとはするが、物理的にバランスを保てるようなデータへと修整をほどこす。これにはロボットの物理的パラメータと関節の動きからバランスの中心（ZMP）を算出し、これがロボットの足の支持領域内に収まるように動作制御を行う。しかし、このような制約に基づく変形によって、本来の舞踊とは異なる動きとしては本末転倒であるので、人の動きにおける「舞踊らしさ」を示す特性とは何かを考慮に入れて制御を行う必要があると思われる。

5. まとめと今後の課題

デジタル保存された人の動きをより高度に利用するための手法、および現在の取り組みについて紹介した。解析手法においては、モーションキャプチャから得られた動きの情報を統計的に処理することで、舞踊の構造や基本動作などを抽出することが可能になった。ここで得られた基本動作を連結することで新たな動作を生成することができる。

保存された動き情報を有効に活用するためには、その提示方法も開発する必要がある。本研究では、3次元知覚可能な没入型ディスプレイでのCG提示と、ヒューマノイドによる提示手法を目指している。特に後者では、ヒューマノイドにあわせた動作変形が必要となるが、人の動きの特徴を失わない形での安定動作を目指して制御手法を開発中である。

1999

謝辞

本研究は科学技術振興事業団 戰略的基礎研究推進事業(CREST)の援助を受けた。また、HRPのモデルはNEDOからの提供を受けた。舞踊のモーションキャプチャデータを提供していただいたわらび座(<http://www.warabi.or.jp>)の海賀氏に感謝いたします。

参考文献

- [1] Daisuke Miyazaki, Takeshi Oishi, Taku Nishikawa, Ryusuke Sagawa, Ko Nishino, Takashi Tomomatsu, Yutaka Takase, Katsushi Ikeuchi, "The Great Buddha Project: Modelling Cultural Heritage through Observation", VSMM2000 (6th international conference on virtual systems and multimedia), pp.138-145, 2000
- [2] Y. Sato, M. D. Wheeler, and K. Ikeuchi, "Object shape and reflectance modeling from observation", Proceedings of ACM SIGGRAPH 97, In Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series 1997, ACM SIGGRAPH, pp. 379-387, 1997
- [3] T.Inamura, Y.Nakamura, H.Ezaki, I.Toshima, "Imitation and Primitive Symbol Acquisition of Humanoids by the Integrated Mimesis Loop", ICRA2001 pp.4208-4213, 2001
- [4] J.Takamatsu, H.Tominaga, K.Gagawa, H. Imura, K.Ikeuchi, "Extracting Manipulation Skills from Observation", ICROS2000 Vol.1 pp.584-589, 2000
- [5] O.C.Jenkins, M.J.Metaric, S.Weber, "Primitive-based movement classification for humanoid imitation", International Conference on Humanoid Robots, 2000
- [6] 大崎竜太, 嶋田光臣, 上原邦明:速度に基づく切り出しとクラスタリングによる基本動作の抽出, 人工知能学会誌 15巻5号 pp.878-885, 2000
- [7] 鳥居俊, “身体動作の運動学”, ナップ,
- [8] 松本敏良, 八村広三郎, “モーションキャプチャデータからの基本身体動作の抽出”, 人文科学とコンピュータシンポジウム(じんもんこん2000)論文集, pp.17-24, 2000
- [9] R.Agrawal, H.Mannila, R.Srikant, H.Toivonen, A.Verkamo, “Fast Discovery of Association Rules”, in Advances in Knowledge Discovery and Data Mining, MIT Press, 1996
- [10] 伊藤宏司, 伊藤正美, “生体とロボットにおける運動制御”, コロナ社, 1991
- [11] 川人光男, “脳の計算理論”, 産業図書, 1996
- [12] T.Flash, H.Hogan, “The coordination of Arm Movements: An Experimentally Confirmed Mathematical Model”, J. Neuroscience, pp.1688-1703, 1985
- [13] Y.Uno, M.Kawato, R. Suzuki, “Formation and Control of Optimal Trajectory in Human Multi-Joint Arm Movement-Minimum Torque Change Model”, Biol. Cybernetics 61, pp.89-101, 1989
- [14] 鈴木卓治, 安達文夫, 小林光夫, “博物館におけるデジタルデータの活用と保存に関する一考察 一デジタルアーカイブは構築できるかー”, 人文科学とコンピュータシンポジウム(じんもんこん2000)論文集, pp. 25-32, 2000
- [15] 中村, 比留川他, “仮想ロボットプラットフォーム”, 日本ロボット学会誌 Vol.19 No.1 pp.28-36, 2001