

ヒューマノイドロボットの全身運動の時系列パターンの低次元空間への写像

○学 多谷 浩嗣 (東大) 正 中村 仁彦 (東大, CREST)

Reductive Mapping for Sequential Patterns of Humanoid Body Motion

*Koji TATANI, Yoshihiko NAKAMURA.

Univ. of Tokyo. 7-3-1, Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo

Abstract— Since a humanoid robot takes the morphology of human, users will intuitively expect that they can freely manipulate the humanoid extremities when try to control as pilots. However, it is not realized with simple devices because it is difficult to issue multivariate control inputs to the whole body at a time. On the other hand, a small number of control inputs, such as a cam in wind-up mechanical doll, can generate various motion patterns of extremities. It is useful for motion pattern generation to get mapping functions bidirectionally between multivariate control inputs to a humanoid robot and a few control inputs that a user can intentionally operate. From a standpoint of multivariate analysis, by executing principal component analysis (PCA) in joint angle space, motion patterns are converted into low dimensional variables. The problem is to find convenient variables not only for specific motion like walk but also multiple whole body motion patterns. This paper presents the results that 1 dimensional inputs can generate walking pattern and 3 dimensional inputs does 9 types of motion patterns with hierarchical nonlinear PCA (NLPCA).

Keywords: Dimensionality Reduction, Nonlinear Principal Component Analysis, Internal Representation, Motion Pattern, Humanoid Robot

1. はじめに

ヒューマノイドロボットの動作生成において、歩行などの特定の動作は実現可能になってきている。しかしユーザが操縦士となって、ロボットの手足を自由に操作することは難しい。ヒューマノイドロボットの全身運動の生成には最低でも関節角と同数の制御変数を扱う必要があるが、ユーザがその多変数の制御入力を同時に指示する事が難しいからである。

モーションキャプチャを利用し多数の制御入力を生成する方法も提案されているが¹⁾、そのような大規模な計測環境を用いずとも、操縦桿のような少数の制御入力から全身の随意運動を生成する技術も必要である。この場合直感的な操作性の良さから、歩く・拳手する等、動作の種類を指示する方法が一般的だが、四肢の自在な操作といった観点からは柔軟性に乏しい。また、本質的な制御変数で柔軟な運動生成を実現するという観点からは、ZMPを操作する力学的な方法²⁾、協応構造を利用した運動学的な方法³⁾などがある。しかし、これらは四肢の姿勢を拘束条件として与えるもので、四肢の動きを生成する方法論とは異なる。

本研究では、ヒューマノイドロボットの随意運動パターンの生成のために、多変量な関節角情報から低次元な制御変数を獲得する事を目的とする。例えば、ゼンマイ仕掛けのからくり人形は、動力伝達機構に幾何学的拘束をうまく取り入れているため、一つのカムの動きに多くの関節の動きが連動する。今、各関節変数間の相関性に注目したとき、データからその相関を生むカムの構造を推定すれば、カムを回すという少数の制御入力で四肢の多様な動作が生成できる。多変量解析の観点からは、相関性のあるデータの構造を推定し低次元な代表変数に変換する低次元化手法として、主成分分析が用いられる。これを応用し、各関節角を基底

とする関節角空間で主成分分析を行うことで、ロボットの各関節への制御入力を同時に指示できる少数の制御変数を得る。ここでの問題は、特定の動作だけでなく複数の全身運動パターンを統一的に操作可能な制御変数を見つけることである。このときデータは非線形な相関性を持つため、一般の線形基底を用いた主成分分析では十分な低次元化を期待できない。

本研究では階層的に配置された砂時計型ニューラルネットをモデルを提案してきた⁴⁾。砂時計型ニューラルネットは、非線形基底を用いた主成分分析の機能を持つことから NLPCA (NonLinear Principal Component Analysis) と呼ばれる^{5, 6)}。本論文では、NLPCAを用いて実際にヒューマノイドロボットの運動を生成する少数の制御変数を獲得できる事を実験結果から示す。線形手法に比べ非線形手法による低次元化が有利であることを数値的に評価する。さらに複数の運動パターンを低次元化する際には、NLPCAがパターン間の位相関係を低次元空間に反映するため、運動パターン間の関係が定量的に評価できる事を述べる。

この研究の工学的応用によって、多様な運動パターンを生成できる操縦桿の開発が可能になる。ニューラルネットの汎化能力としてデータ構造を精度良く推定できれば、未学習の運動データの生成も可能になる。また、ヒトの随意運動の運動神経機構や、運動の概念の形成メカニズムを考える基盤として、脳・神経科学に対しても、大いに貢献できると考えている。

2. 運動パターンの低次元化法

2.1 運動パターンのデータ表現と NLPCA による低次元化

ヒューマノイドロボットの任意の姿勢は、各関節角を基底とする関節角空間 $\mathcal{J} \subset R^N$ 中の一点 $x \in \mathcal{J}$ と

して表現できる．全身の運動パターンを姿勢の瞬間毎のスナップショットの集合と考えれば，運動は $\mathcal{J}$ における連続した軌道 $O_{\mathcal{J}} = \{x_1, x_2, \dots\}$ として表現される． $O_{\mathcal{J}}$ はヒューノイドロボットの幾何学的拘束からある超曲面上に分布し，曲面を構成する基底でも表現できる．この基底が張る低次元空間 $\mathcal{R} \subset R^M$ が $\mathcal{J}$ の位相関係を保存すれば， $O_{\mathcal{J}}$ は $\mathcal{R}$ 上でも軌道 $O_{\mathcal{R}}$ として表現される．

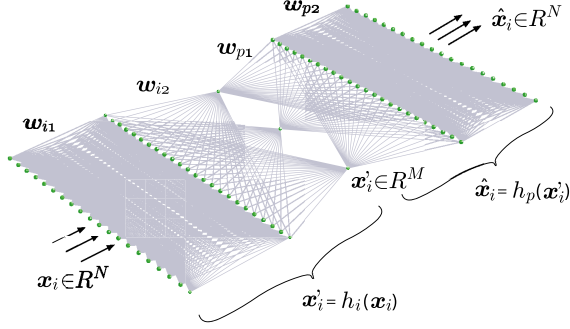


Fig. 1 The left/right side layer denotes input/output layer of NLPCA neural network. The first half layers take role of injection and the latter half ones do projection.

Fig. 1 の入出力層のユニット数が等しい砂時計型ニューラルネットは，与えられたデータ集合 $O_{\mathcal{J}}$ に対して恒等写像関数 g を近似する様に学習する．

$$\hat{x}_i = \hat{g}(x_i) \quad (1)$$

x_i は $O_{\mathcal{J}}$ の i 番目のデータ， $\hat{g}$ は恒等写像の近似関数を意味する．自乗誤差 $e_i = \|\hat{x}_i - x_i\|^2$ は各層間のユニットを結び重み係数行列 w をパラメータとして最急降下法により局所最小化される．ここで $\|\cdot\|$ はノルムを意味する．データ $x_i \in R^N$ はフィードフォワード計算において，入力次元 N より少ない次元 M を持つ特徴層と呼ばれる中間層を通過するため $x'_i \in R^M$ に射影され，再び $\hat{x}_i \in R^N$ に復元される．今 $\hat{g}$ を合成写像 $\hat{g} = h_i \circ h_p$ とすれば，砂時計型ニューラルネットは e_i の評価だけで， $O_{\mathcal{J}}$ を S 上に入射 (injection) する縮約関数 h_i と， S 上の軌道 $O_{\mathcal{R}}$ を $O_{\mathcal{J}}$ 周辺に射影 (projection) する復元関数 h_p を同時に獲得する特性を持っている．

$$x' = h_i(x) \equiv f(w_{i2}f(w_{i1}x)) \quad (2)$$

$$\hat{x} = h_p(x') \equiv f(w_{p2}f(w_{p1}x')) \quad (3)$$

$w_{i1}, w_{i2}, w_{p1}, w_{p2}$ は，入力層から出力層まで順に，各層間を結び重み行列である．ここで表記簡略のため $a' = f(a)$ は，ベクトル変数 $a \in R^K$ の各要素に対してシグモイド関数を用いた $a' \in R^K$ を返すベクトル値関数とする．

砂時計型ニューラルネットは (2)(3) 式におけるシグモイド関数の連続性から， x_i の適当な 2 点が近い場合 x'_i も互いに近い点として入射される，というその位相関係が維持される傾向にある．したがって，運動パターンを表す軌道 ($O_{\mathcal{J}}$ は $\mathcal{R}$ においても滑らかに状

態点の遷移する軌道 $O_{\mathcal{R}}$ として射影される．この連続性は運動パターンの類似性を低次元化された空間で定量的に評価するのに必要な性質となっている．

本手法のニューラルネットの各ユニット値はシグモイド関数 f の特性から $(0, 1)$ を感度良く学習する様に設計されている．非線形学習を効率よく行うため，各入出力層のユニット値のスケールが必要になる．正規化には各変数に対して，平均からの分散を利用する方法や，最小値・最大値を利用する方法がよく用いられる．本稿では実装・計算の早さから，入力層で最大値，最小値の線形な内分点として区間 $(0, 1)$ 内へスケールした．出力層ではその最大値，最小値を用いて区間 $(0, 1)$ の値を元のデータの生起範囲にスケールし直し計算を行った．

2.2 NLPCA の学習法と PCA との表現能力の比較

主成分分析においては，データの分散を最大化する直線を主成分軸として選び，順次データ分散の大きい主成分軸を用いて残差を吸収する．砂時計型ニューラルネットは同様の観点で，非線形基底を用いた主成分を行っている事になる．

NLPCA では特徴層のユニット数 $M=1$ で学習したとき，この特徴層のユニットの値が第一主成分軸上での表現となる．PCA では一般に主成分点と呼ばれる値に対応する．この主成分軸としての非線形基底は

1. データの分散が大きくなる方向で
2. データの分布が $\mathcal{R}$ の区間 $(0, 1)$ に収まる様に軸の大きさを正規化する

ように選ばれる．ここで特徴層のユニット数 $M = k$ とし，(2) 式より x_i を低次元化したデータを $x_i'^k = (x_i'^{k1}, x_i'^{k2}, \dots, x_i'^{kk})$ とし， $x_i'^k$ から (3) 式より復元したデータを $\hat{x}_i^k$ する．残差の自乗平均 E_k を

$$E_k = \frac{1}{n} \sum_i \|\hat{x}_i^k - x_i\|^2 \quad (4)$$

とする． n はサンプル数を表す．特徴層にユニットを一つ追加し，その追加ユニットと直接結合する重みだけを更新し，第一主成分による誤差 E_1 をこの重みに吸収させる．収束したとき， $x_i'^2$ が第二主成分軸上の表現を表す．順次ユニットを追加することで，非線形基底での第 k 主成分が得られる．

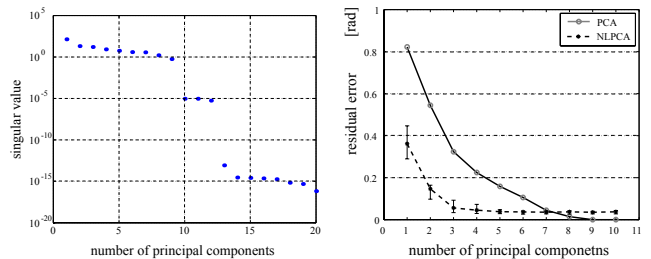


Fig. 2 The left is the semilog plot of singular value of motion pattern walk. The right shows the norm of residual error to compare reproduction power between PCA and NLPCA. The unit is The vertical error bar on NLPCA shows the dispersion of ten trials and the asterisks are their average.

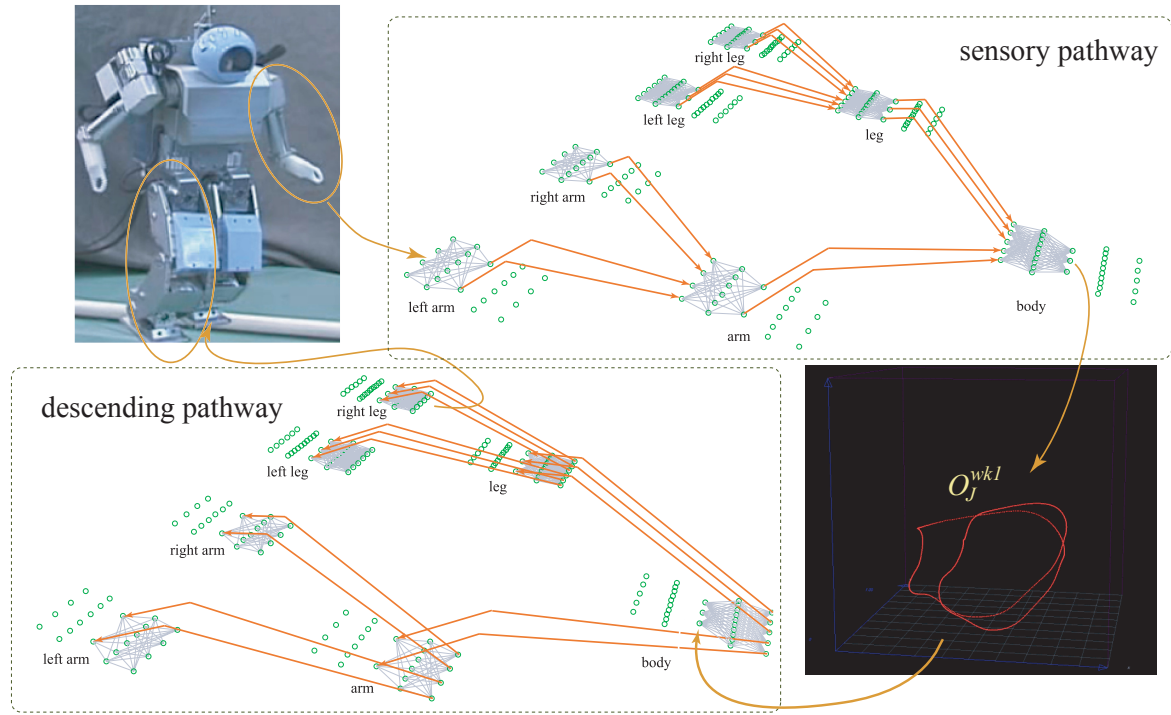


Fig. 3 The design of a hierarchical NLPCA. Two pathways are separately illustrated based on the difference of functional aspect.

ここで、PCA に比べ NLPCA が全身運動の低次元化に有利である事を述べる。各腕 4 自由度、各脚 6 自由度、全 20 自由度を持つヒューマノイドロボット HOAP-1⁷⁾において、力学的に整合性のある歩行動作パターン O_j^{wk1} をデータとして用意した。直立から左 - 右 - 左と 3 歩踏みだし直立に戻るまでをサンプリング間隔 5ms で 1080 点サンプルし、 1080×20 の行列となっている。運動の外観は Fig. 8 上段となっている。このデータに対して、前述の学習手順での NLPCA と、特異値分解による PCA の結果を比較する。特異値分解は線形な主成分分析を行う際によく使われる手法であり、特異値の大きさにデータの近似精度を判断する事ができる。Fig. 2 左は O_R^{wk1} に対する特異値の片対数表示である。行列のランクは特異値の落ち込みより判断され、この場合 9 次の特性を持っている事が分かる。すなわち特異値の大きい順に 9 次の行列を用意すれば、 O_R^{wk1} に対するよい近似を与える。

Fig. 2 の右側は、PCA と NLPCA の E_k を次数 k を横軸に、ノルム $\|\hat{x}_i^k - x_i\|$ のサンプル平均を縦軸にプロットしたもので、PCA による線形空間と NLPCA による非線形空間の低次元化能力を比較している。NLPCA は学習率 $\eta = 0.03$ の収束計算を 10 回試行し、その平均をとったものである。PCA による第 7 主成分までの再現性は NLPCA では第 3 主成分までで十分表現できていることがわかる。NLPCA において $k = 3$ からほぼ横ばい状態になっているが、これは学習率 η に依存する誤差となっている。NLPCA において 3 次から近似誤差がほぼ横ばい状態になっているが、これは最急降下法において勾配係数に主に依存する残差である。

2.3 階層型 NLPCA

複数の運動パターン学習時における偏りを抑え収束性の向上を狙いとして、複数の砂時計型ニューラルネットを Fig. 3 の様にレベル毎に階層的に配置し、親子関係を作る。以降この系全体を階層型 NLPCA と呼ぶ。階層型 NLPCA を一つの系と見なせば、低次元な操作量と多変量な操作量の変換を双方向に行う機能を持つ。以下、このアルゴリズムについて述べる。

腕・脚の各部位毎に独立したニューラルネットが割り当てられ $\hat{g}$ を局所的に学習させる。ここでセンサデータを直接授受するレベルを最下位レベルとし、それ以外は上位レベルとする。それぞれの関節角データ x_i は (2) 式より縮約され、その時の特徴層でのユニット値 x' は、上位レベルのニューラルネットにおける入力 x_i として参照される。その上位のニューラルネットもその参照入力に対して恒等写像を学習する。同様の手順の繰り返しにより、最上位レベルのニューラルネットの特徴層において低次元化されたデータが得られる。NLPCA の前半部のみを階層的に利用する事で、多変量な操作量から低次元な操作量へ変換する。後半部はその逆変換であり以下のように使う。

中間層に直接与えられたデータ x'_i は (3) 式より出力層での値 $\hat{x}_i$ に復元される。この $\hat{x}_i$ は下位レベルのニューラルネットの特徴層に x'_i として代入される。この繰り返しより最下位レベルのニューラルネットの出力層において $\mathcal{J}$ での関節角データ $\hat{x}_i$ を得ることが出来る。

⁷⁾ <http://www.automation.fujitsu.com/products/products07.html>

2.4 生理学的見地からの階層的配置の妥当性

ヒトの脊髄中の随意神経系において、四肢の随意運動は上行路と下行路によって調整される。下行路は運動ニューロンから成り、脳からの運動指令を運動終板まで伝える。上行路は運動時の体性感覚情報を随時フィードバックする経路を与える。脳からの運動指令は、その途中で脊髄の介在ニューロンとの入力・出力があり、それらの同期をうまく調和しながら、末梢神経までパターンを伝達しなければならない⁸⁾。その脊髄の介在ニューロンは投射先に応じてモジュールを構成し、少なくとも介在ニューロンが複雑な運動機能に積極的に関与している事が分かっている⁹⁾。ここでの議論は、階層型 NLPCA が介在ニューロンを模するという仮説を主張するためではなく、随意運動を生成において以下の構造を持つ事が妥当であることを述べるためである。

1. 中枢神経と末梢神経を結ぶ経路には途中モジュール構造が存在する。
2. このモジュールは単純な伝達阻止ではなく、階層的に情報の変換が行われている。
3. 下行路と上行路の伝達効率を協調しながら調整される。

本手法では、四肢のモジュールが用意され下行路と反射路を形成する。各経路はそれぞれ独立しているが、シナプスの伝達効率は互いに協調して学習する。各モジュールは多変量なデータと低次元な主成分を互いに変換し、運動パターンの操作量を授受する。つまり、生データを常に統計的に有意な情報に変換し上位モジュールに伝え、同時に生データがもつ豊かな情報を再現できる経路も維持する。そのため、低次元な操作量から多変量な操作量へ変換する際に自明な解を持たないという ill-posed な問題に対して、最適性を無視しても一応の解を出力する。ヒトが随意運動を学習する手続き記憶の観点からも、興味深い機能といえる。

3. 低次元空間における運動の内部表現

3.1 一つの運動パターンの低次元化

本節では、階層型 NLPCA を使って運動パターンを低次元化する実験を行う。線形の主成分分析よりも有意な主成分軸を獲得し、低次元な操作量が得られる結果について述べる。Fig. 4 の上段のグラフは、 $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk1}$ に対応する、一次元空間 $\mathcal{R} \in R^1$ 上での $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^{wk1}$ を表す。横軸のステップ i に対して縦軸が x'_i を意味する。最上位のレベルの特徴層のユニットが一つである事以外は Fig. 3 と同じ構造のニューラルネットを用意し $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk1}$ のみを学習させた。

中段は $x'_0 = 0.41$, $x'_{235} = 0.62$, $x'_{483} = 0.22$, $x'_{945} = 0.35$ より復元した姿勢、下段は、同ステップに対応する元の姿勢である。支持足を蹴り抜くまでの動作と遊脚となって同脚を返す動作は $\mathcal{J}$ において近い値、類似の姿勢が低次元化された $\mathcal{R}$ において同一の値に入射される。そのため、左右の支持足を切り替える位相が $\mathcal{R}$ における軌道の極値付近とほぼ対応している。歩行を対称性を持つ周期運動という視点で捉えれば、結果的に NLPCA はその位相を反映する低次元空間 $\mathcal{R}$ を選んだ事になる。この実験結果は、用意した歩行の動作パターンの周期的運動パターンの概形は、適切な非

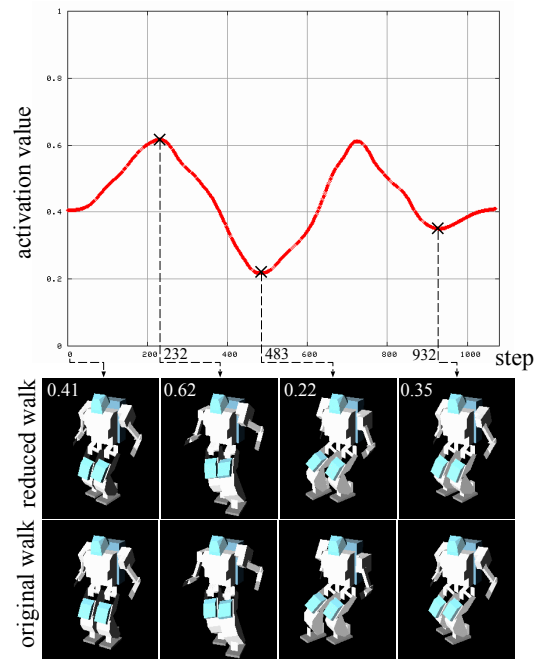


Fig. 4 Internal representation of walk (top) and its external appearance (middle) compared to its original attitude (bottom).

線形基底を選ぶことで、高々 1 次元の制御入力で表現できる事を意味する。また、そのような変数を単純な学習則から獲得できる事が分かった。

3.2 複数の歩行パターンの低次元化

学習すべき運動パターンの増加に伴い、低次元空間においてその内部表現 $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}$ がどのように変化するかを調べた。一つの歩行パターンのみを学習させた Fig. 4 の結果に加え、前屈みに歩く $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^{wk2}$ 、仰け反って歩く $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^{wk3}$ 、小股に歩く $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^{wk4}$ 、大手を振って歩く $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^{wk5}$ 、という複数の歩行運動パターンを用意する (Fig. 5)。運動パターンは栗原ら¹⁾の方法を利用し、モーションキャプチャによるヒトの動作をヒューマノイドロボットの機構にあわせて運動学的に関節角に変換することで作成した。これら運動データ $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^p (p = wk1, wk2, \dots, wk5)$ を一組とし、これら全データを均等に学習させる。

二つ目の歩行パターン $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk2}$ を学習させた際 (Fig. 5 左上)、各 $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk1}$, $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk2}$ を低次元化した軌道は $\mathcal{R}$ 中にクラス間距離をもって分布する。これは与えられた全データのスケールにおいて $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk1}$ と $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk2}$ のクラス間分散が大きく、これが特徴軸 $\mathcal{R}$ に反映されたと考えられる。Fig. 5 右上も同様に $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk3}$ を学習した結果も互いのクラスが分離される。 $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk4}$ は $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk2}$, $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk5}$ は $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk3}$ の歩行パターンと外見上も類似しており、それらの $\mathcal{R}$ での軌道パターンも近接している。このことから階層型 NLPCA は、運動パターンの類似性を定量的に評価する一手法を与えると言える。

また、各歩行パターンを追加した際の $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk1}$ に注目すると、 $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk1}$ を単独で学習した際には (0.2, 0.6) 付近に分布していたが、パターン追加につれて (0.0, 0.2) 付近の分布に変わっている。Fig. 5 の結果は、パターン

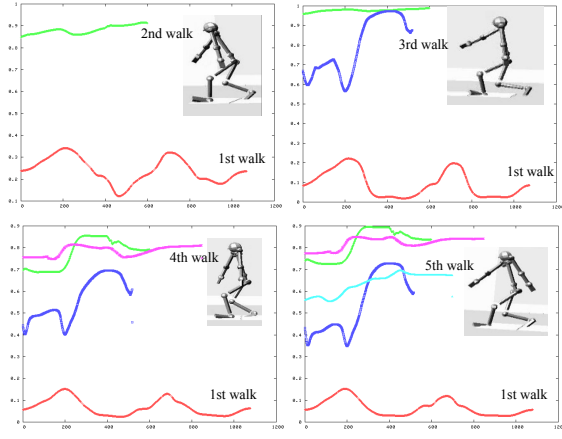


Fig. 5 The state of varying internal representation with increment of captured walk patterns.

の追加とともにが写像される区間が局在化されるという性質が存在すると解釈できる。

3.3 多様な運動パターンの低次元化

先の考察からより多数の運動パターンを学習させれば、類似の運動パターンは近接し異なる運動は互いに離れた局所的な軌道として表現されると考えられる。

Fig. 5 の結果に加え、振る $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^w$, 投げる $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{th}$, 蹴る $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{kc}$, しゃがむ $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{sq}$, を学習させた結果を Fig. 6 に示す。同図右は左肩の x'_i を表す数字と対応するロボットの姿勢を表している。

特に複数のモーションキャプチャによる歩行パターンに注目すると、これらは全て $(0.4, 0.6)$ の特定の区間に射影されている。過度な低次元化より 1 次元データでは本来の歩行パターンの多様性は再現できないが、逆に、歩行らしい姿勢であればこの区間に入射される。

Fig. 6 下は区間 $(0.4, 0.6)$ 中の数点に対応する姿勢を表している。 $x'_i = 0.4, 0.5, 0.6$ は順に右脚前, 中立, 左脚前の姿勢を表現している事が確認できるため, $(0.4, 0.6)$ に $\sin$ カーブをなぞる事でモーションキャプチャによる歩行の概形を再現できる。実際, 図下の姿勢を往復して注視すると歩いている動作が想像できる。

興味深い点は、各運動が低次元空間の全範囲に分布し互いに交差してしまう結果が予測できるにも関わらず、異なるタイプの運動が互いに交差していない事である。線形の主成分分析の結果では、互いの運動が多く重なり合い、この性質は実現されなかった。

また、 $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^{wk1}$ の歩行パターンは他のそれとは離れた位置に射影されている。この $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^{wk1}$ から再現される運動の外観は Fig. 8 中段になっている。モーションキャプチャの歩行パターン $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^p (p = wk2, \dots, wk5)$ は運動学による幾何学的整合性のみを考慮して生成された歩行動作であるのに対して、 $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk1}$ は力学的整合性を考慮した実環境で歩行可能な動作となっている。バランス制御時では、腰のひねり動作による yaw 軸周りの補償が重要だが、この動作は多くのリンクを運動する。このひねり動作の有る $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk1}$ と無い $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^p$ は関節角空間で大きな差があり、これが $\mathcal{R}$ において $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^{wk1}$ と $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^p$ の差として現れたと考えられる。 $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^{wk1}$ に対して、運動学的にも

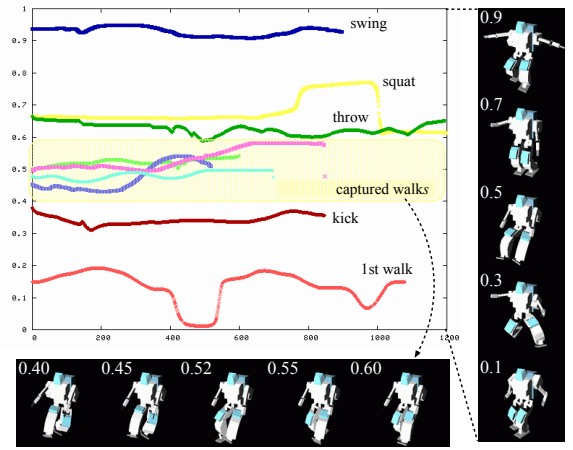


Fig. 6 Internal representation of each motion pattern and corresponding attitude of humanoid robot.

腰のひねり動作が顕著な回し蹴り $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^{kc}$ の方が $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^p$ より近いものとなってしまったが、この結果はデータとして妥当と思われた。

3.4 多様な運動パターンを生成する内部表現

Fig. 8 中段の結果のように、学習すべき運動パターンの増加に伴い、元の姿勢に対して恒等写像を精度良く近似できなくなる。本節では前節で述べた第 1 主成分の構造を残しながら、再現精度の向上を図る。ここで運動を、概形を表現する第一主成分に対して、それに摂動項を加えることで多様な運動パターンを再現できる、と捉える。

2.2 節で述べた手順に従い、これまで最上位レベルのニューラルネットにおいて特徴層のユニット数 1 つを、学習が収束した時点で 2 つに増やす。ユニットを 1 つ追加することは、ロボットの運動パターンを生成するための低次元な制御変数を 1 つ増やす事を意味する。

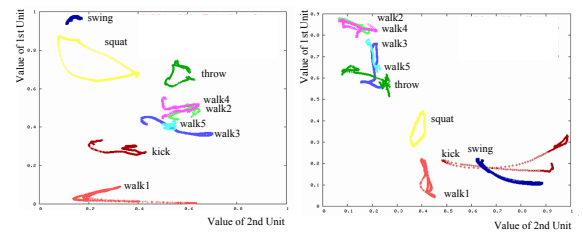


Fig. 7 Comparison of internal representation between unit-increment learning(left) and learning with constant number of units from the beginning(right).

Fig. 7 左はユニットを追加し学習させた時の $\mathcal{R}$ における各運動パターンの内部表現を示す。比較のため、学習時開始からユニットを二つに固定して学習させた場合の内部表現を同図右に表す。図右では第 1 ユニット (縦軸)・第 2 ユニット (横軸) の解釈が明らかでないが、図左では Fig. 6 の運動の概形を表す第 1 主成分としての第 1 ユニットと摂動項を表す第 2 ユニット、と

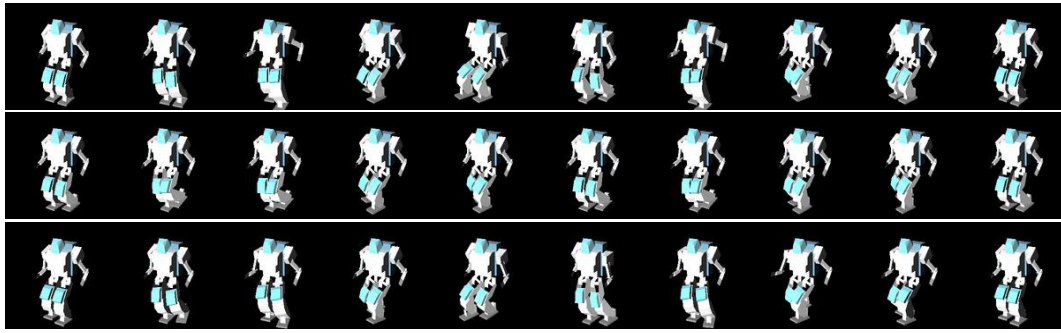


Fig. 8 Comparison of external appearances; original walk $\mathcal{O}_{\mathcal{J}}^{wk1}$ (top) and the regenerated motion from the 1 dimensional internal representation $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^{wk1}$ (middle) and 3 dimensional one (bottom).

解釈できる．ロボットの随意運動を生成する制御変数の観点からは，この直感的な構造は有利といえる．

更に，第2ユニットでの学習が収束した時点で，同様の手順でユニットを一つ追加し学習させた．Fig. 8は，この時の3次元の $\mathcal{O}_{\mathcal{R}}^{wk1}$ より生成された運動を比較している．上段が元の運動，中段が1次元の内部表現より生成した運動，下段が3次元の内部表現より生成した運動となる．3次元より9つ5種類の運動パターンを生成しなければならない制約があるにも関わらず，その運動パターンは再現性の良いものとなっている．

4. おわりに

本報告では，ロボットの関節角への多数の制御入力と低次元な操作量の双方向の写像を実現する階層型NLPCAについて述べた．階層型NLPCAを用いて，1次元の操作量で歩行動作を表現でき，また3次元の操作量で9つの多様な動作を生成できる結果を示した．

ヒトの歩行動作における自由度の選択や組み合わせについて研究されているが¹⁰⁾，多様な運動パターンの定量的な表現は明らかではない．本研究では，運動パターンを関節角空間に分布する点の集合と捉えている．この場合，ヒューマノイドロボットの運動パターンの低次元化は，20次元空間の中から低次元な多様体を見つける作業に他ならない．その多様体の非線形性に対応するためにNLPCAを利用した．

筆者はヒューマノイドロボットの魅力はその四肢を活かした多様な運動機能にあると考えている．ヒトは身体の協応構造を利用し，膨大な体性感覚情報から自由度数を抑えた制御入力を獲得すると言われている¹¹⁾．四肢を実際に動かし，自在に操れる制御変数を獲得した上で，ヒトは寝転がる等の動作を生成している．歩行のような力学的な安定性の問題も，四肢を同一の原理で操作する上で解決しているはずである．しかし，現在のロボティクスにおいては，まず倒れない歩行という，強度に非線形な系の安定化が中心的な問題であり，下肢は単に支持棒，上肢・頭は動きの拘束条件と捉えられている．ロボティクスという立場からはロボットがどの形をしていても，力学的な安定性を目指した議論がなされるべきなのは確かだが，ヒューマノイドという形態をとる以上，力学的な問題と同等に，少数自由度による四肢の動作生成方法の議論も重要と筆者は考えている．

なお，本研究は科学技術振興事業団 戦略的基礎研究推進事業の「自律的行動単位の力学的結合による脳型情報処理機械の開発」(代表：中村 仁彦)の支援を受けた．

- 1) K. Kurihara, S. Hoshino, K. Yamane, and Y. Nakamura. Optical motion capture system with pan-tilt camera tracking and realtime data processing. In *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 2, pp. 1241–1248, Washington D.C., U.S.A., May 2002.
- 2) T. Sugihara, Y. Nakamura, and H. Inoue. Realtime humanoid motion generation through zmp manipulation based on inverted pendulum control. In *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 2, pp. 1404–1409, 2002.
- 3) 山根克, 中村仁彦. ヒューマンフィギュアの全身運動生成のための協応構造化インターフェース. 日本ロボット学会誌, Vol. 20, No. 3, pp. 335–343, 2002.
- 4) 多谷浩嗣, 中村仁彦. ヒューマノイドロボットの複数の全身運動パターンの共通空間の獲得. 第20回日本ロボット学会学術講演会予稿集, p. 1C37, 2002.
- 5) M. Kramer. Nonlinear principal component analysis using autoassociative neural networks. *AICHE Journal*, Vol. 37, pp. 233–243, 1991.
- 6) D. DeMers and G. Cottrell. Non-linear dimensionality reduction. In *Proceedings of Neural Information Processing Systems*, Vol. 5, pp. 580–587, 1993.
- 7) 村瀬有一, 安川裕介, 境克司, 植木美和. 研究用小型ヒューマノイドロボットの設計. 第19回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 789–790, 東京大学, September 2001.
- 8) E.E. Fetz, S.I. Perlmuter, et al. Primate spinal interneurons: muscle fields and response properties during voluntary movement. *Progress in brain research*, Vol. 123, pp. 323–30, 1999.
- 9) E. Bizzi, M.C. Tresch, et al. New perspectives on spinal motor systems. *Nature Reviews Neuroscience*, Vol. 1, pp. 101–108, 2000.
- 10) G. Taga. Freezing and freeing degrees of freedom in a model neuro-musculo-skeletal system for development of locomotion. In *Proceedings of XVIIth International Society of Biomechanics Congress*, p. 47, Tokyo, Japan, August 1997.
- 11) N. Bernstein. *The co-ordination and regulation of movements*. Pergamon Press, 1967.