

ヒューマノイドロボットの運動パターンの縮約とそれに基づく運動生成

多谷 浩嗣^{*1}
Koji Tatani中村 仁彦^{*1}
Yoshihiko Nakamura^{*1} 東京大学
Univ. of Tokyo

Motion pattern of humanoid robot have geometric constraints and to be expressed by fewer parameters instead of original high DOFs' data. Though NLPCA has possibilities of unveiling these underground parameters, it is hard to set learning parameters for convergence. This paper describes two figures about reduction of motion pattern and relationship among learning parameters of hierarchical arranged NLPCA.

1. はじめに

ヒューマノイドロボットのハードウェア的技術開発の進歩に伴い、その大自由度な運動情報を処理するソフトウェアとして脳型情報処理系への期待が高まっている [1]. 脳の知的機能を非線形な力学現象として捉えこれとロボットにおけるセンサ情報とを結びつける試みを背景に、生のセンサデータをより本質的な運動パターンへと縮約する運動情報処理機能のモデル化も重要な研究課題といえる. 運動系の膨大な自由度と運動指令の関係について指摘したベルンシュタイン問題のように、大自由度系においては個々の駆動系を個別に制御せず、運動を代表する少数の本質的なパラメータにより運動が表出されると考えるのが自然といえる. 人間はある特定の運動を経験とともにスムーズに実現するようになるが、これは学習 (慣れ) とともに意識的に処理すべきパラメータの数がより低次元化された事も要因と考えられ、その低次元化を実現する神経回路網が形成された結果といえる.

筆者はこの知見から複数の砂時計型のニューラルネットを階層的に配置し、運動時のセンサデータを低次元化する手法を提案した [2]. 本報告では提案した手法を用いて、ヒューマノイドロボットの運動パターンを低次元化し、低次元化されたデータにより生成される運動について考察する.

2. 砂時計型ニューラルネットによる運動パターンの低次元化

2.1 マルチリンクと砂時計型ニューラルネット

ヒューマノイドに歩行やスクワットなど人間らしい動作をさせた場合、例えば肘を伸ばしたときの肩の動き、足首を曲げたときの膝の曲がり具合など、その幾何学的拘束に応じた相関性の高さが腕、脚の関節角時系列データにおいても認められる. ヒューマノイドでは腕、脚はシリアルリンクとして実現されることが多いため、これら相関度の高いリンク群を一つのマルチリンクとして表現する. したがって一つのマルチリンクには複数の関節が存在するが、運動時のこれら関節角時系列データを砂時計型ニューラルネットを用いて低次元化する. 砂時計型ニューラルネットは入力層・出力層のユニット数 N に対して特徴層と呼ばれるユニット数 M を中間層に持つニューラルネットワークである、空間中の特定データ集合においてのみ恒等変換を近似するよう学習し、 $x \in R^N$ をより少ない次

元 $x' \in R^M (M < N)$ で表現する事ができる. ヒューマノイドは各腕、各脚のシリアルリンクは体幹においてパラレルに接続される設計が多いが、対応するマルチリンクも右腕、左腕を統合した両腕のマルチリンク、右脚、左脚を統合した両脚のマルチリンク、さらに両腕、両脚を統合した全身のマルチリンクとして、Fig. 1 の様に階層的に配置する [2].

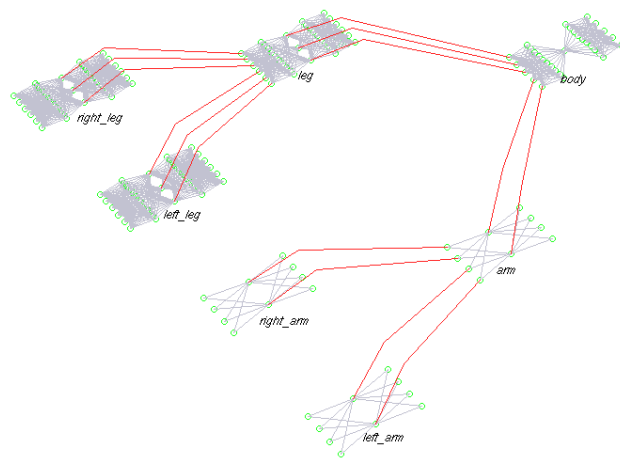


図 1: Hierarchical multilink structure

本手法では、各砂時計型ニューラルネットは0-1の空間において敏感に学習するよう調整し、入力層へ渡される入力データ (=出力層で訓練点として参照されるデータ) はオフセットも考慮して各次元全て0から1へとスケールされる. 運動パターン生成時は各ニューラルネットの出力層の持つユニット値0-1を元の入力空間におけるデータ区間へ再スケールし出力する、これより入力 (=出力) 空間全体をサポートする様にニューラルネットを設計した.

特徴層、出力層のユニット値は線形和が用いられる事が多い [3]. しかし3層を用い重み行列 $w_c \in R^{M \times N}$ (Coding: 入力層-特徴層間), $w_d \in R^{N \times M}$ (Decoding: 特徴層-出力層間) とした場合、 $\hat{x} = w_d w_c x$ において $\hat{x} \rightarrow x$ を実現する重み行列を求める線形最適化問題に帰着してしまう. 本手法では中間層の他、特徴層と出力層にもシグモイド関数を用いて、 $x' = f^{(n_c)}(w_c x)$ による低次元化と $\hat{x} = f^{(n_d)}(w_d x')$ による元データの再生を実現する重み行列 w を誤差逆伝播法により求める. ここでは添え字 (n) を n 層の中間層 (出力層含む) の通

A: 多谷 浩嗣, 東京大学大学院, 東京都文京区本郷, 03-5841-6381, tatani@ynl.t.u-tokyo.ac.jp

過による n 回写像とする。各ユニット値全てが $0-1$ の間へ正規化されることが保証され、学習の安定化を図ることができる。

このニューラルネットを利用するメリットは、低次元化を行う信号入力時のネットワークモデルの構造を変更することなく、そのまま信号生成に使える扱いの良さである。ロボットのセンサデータは適当な大きさの訓練バッファに一時的に保持されニューラルネットは運動パターンのオンライン学習を行うが、任意のタイミングで同モデルを利用して運動パターンの再生が可能である。

2.2 低次元化の自由度数と収束量に関する実験

ヒューマノイドには4自由度の腕2本と6自由度の脚2本、全20自由度を有する富士通 HOAP1 を利用し、歩行時における角関節位置データを1～3自由度まで低次元化した。関節角データの生成と描画には杉原のライブラリ [4] を使用した。これを再び20自由度まで復元した関節角データについて、その再現性を比較する実験結果を Fig. 2 に示す。太い点線(赤)はニューラルネット出力の5400点サンプルで、その点に対する z 軸沿いの線分(緑)は元データとの誤差を示す。砂時計型

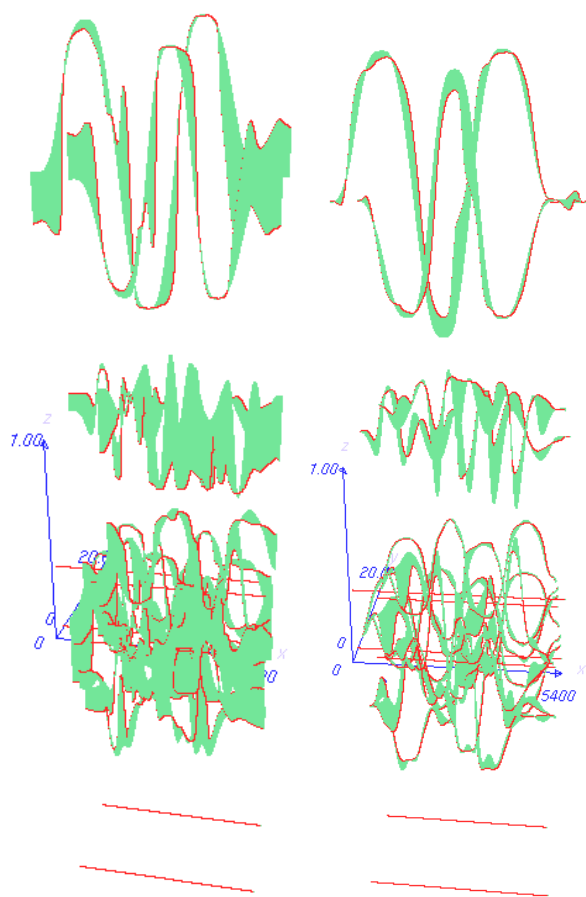


図 2: Generation with 1DOF(L) and 3DOF(R) reduced data out of 20 DOF joint angle

ニューラルネットにおける低次元化と真モデルのパラメータ数との関係を考察した研究 [5, 3] から、砂時計型ニューラルネットが最適な自由度数を反映した収束の良さを見せることがわかっていて、収束量の観点では3自由度では十分な収束を見せていないが、表現される運動 Fig.4 (a) および (b,c) と (d,e) の比較から歩行の運動の表現には適当な自由度と判断された。

砂時計型ニューラルネットの収束量から真のモデルのパラメータ数を推定できるとすれば、HOAP1における歩行に必要なパラメータ数は3自由度強といえる。

2.3 学習パラメータと収束量に関する考察

Fig. 3 は前節と同じデータを3自由度まで低次元化し、単一砂時計ニューラルネットを用いる場合 (a) と Fig. 1 の階層化を行う場合 (b) でその再現性を比較した結果となっている。総じて3層より5層の方が元データの再現性が高く中間層の数と精度は比例関係に見えたが、学習時間は反比例もしくは収束しない結果が得られた。収束はユニット数、中間層数、学習係数が相互に影響し、一つのニューラルネットにおいて層数・ユニット数の増加に伴い、より学習係数を小さくし慎重に微調整する必要がある事が分かった。再現性・精度の観点では階層化と単一のニューラルネットで大きな差異はみられなかった。しかし、階層化を用いた場合、複数のニューラルネットを階層化することで間接的に中間層を増やす効果が得られ、各中間層のユニット数を減らすことができる。これより学習係数を大まかに設定でき、オンライン学習の収束可能性を向上させることがわかった。

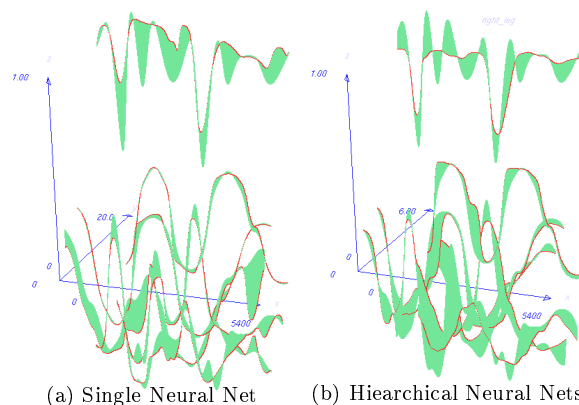


図 3: Generation of sequential data on right leg with 3DOF reduced data

2.4 低次元化された自由度と生成される運動

2.2, 2.3 節において縮約されたデータを20自由度まで再現し HOAP1 において動作生成した様子を Fig.4 に示す。(a) は力学的に整合性のとれた歩行、(b) は単一の砂時計型ニューラルネットでも3次元まで縮約されたデータを用いて生成した歩行、(c) は階層的に配置した砂時計型ニューラルネットを用いて (b) と同様、(c) は単一かつ1次元、(d) は階層的配置かつ1次元により生成した歩行となっている。力学的な整合性はとれた歩行でない事は明らかだが、それぞれ歩行の特徴を捉えた形となっている。1自由度においては、両腕より両脚の運動を、腰まわりの動作より膝下の運動を表現していることが見て取れる。3自由度においては、腰の回転と重心の移動について表現される傾向があるように見えた。

3. おわりに

本報告では、ヒューマノイドロボットの歩行動作の低次元化と縮約されたデータからの運動生成に関する実験結果を報告した。ただし、このような考察は動作パターンや対象となるモデルに依存し、また関節角のみに依存した考察では運動パターンの縮約に関する統一的な見解を与えることは難しい。し

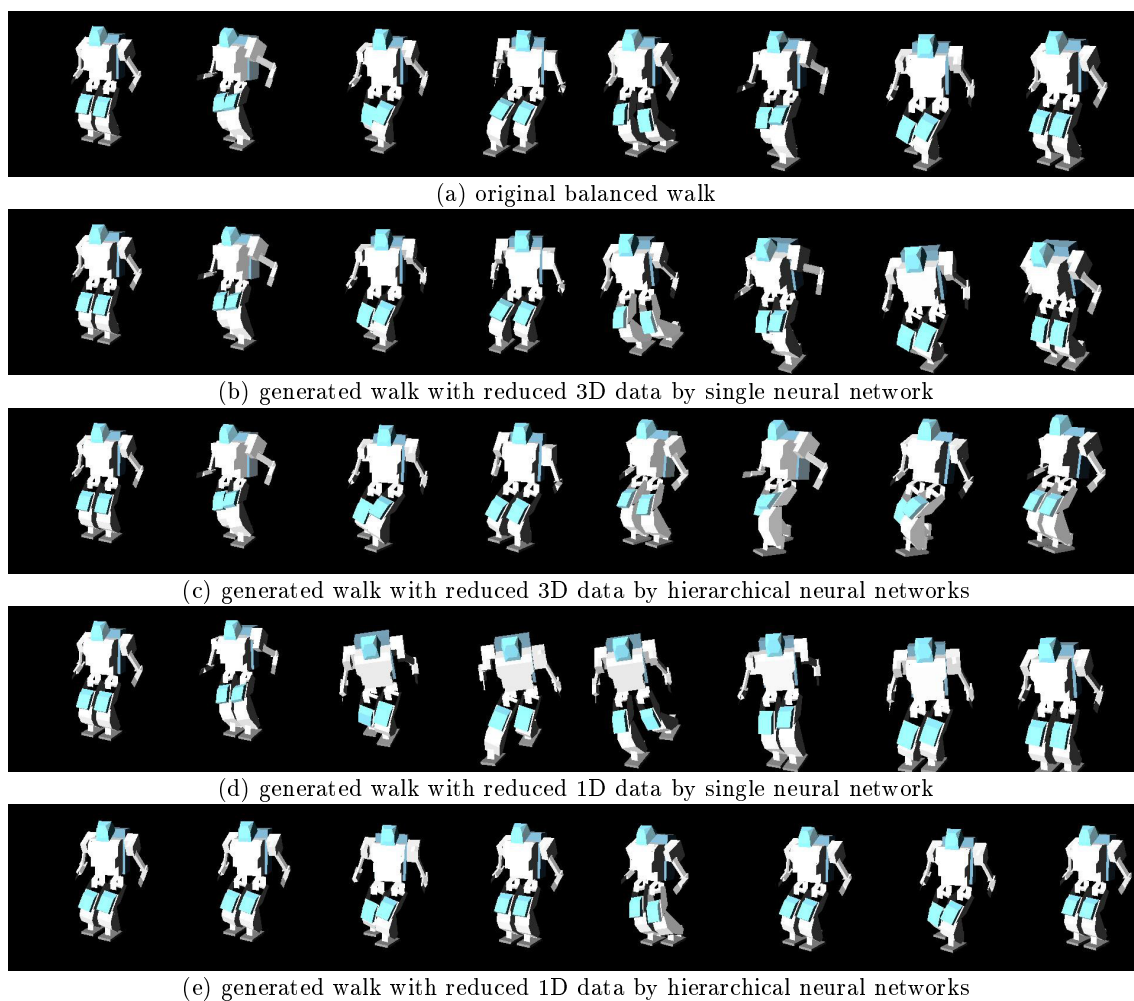


図 4: Simulation of motion generation with reduced data on HOAP1

たがって、人間の歩行とのアナロジーをヒューマノイドロボットの運動解析から得るには、力学的整合性や多種のセンサ情報との統合など、様々な観点から考察する必要がある。今回の報告では、より多自由度のロボットにおける運動を低次元化することで運動パターンの本質的なパラメータの抽出に正面から取り組む方向性を示した。砂時計型ニューラルネットの階層化は低次元化のみに着目した場合最適な方法とはいえないが、拡張性の高さから多方向の視野を含めた考察に親和性の良いものとなっている。また、一般に砂時計型ニューラルネットワークはNLPCA（非線形関数を基底とする主成分分析）と呼ばれる、線形な手法を用いた主成分分析よりも更に低次元化可能なモデルを獲得する事も実験から確認された。

ヒューマノイドの全身運動を低次元化した時系列データは、岡田の手法により非線形力学系として多項式近似する事ができる[6]。この力学系は複数の運動の記憶とその間の遷移を行う事が出来、脳の情報処理力学系として一つの示唆を与える。この設計では、自由度と同数の力学系の状態変数を必要とする為、本手法による低次元化は計算上必要かつ有効といえる。本研究は脳の力学系と身体の力学系を繋げる橋と位置付けることができる。

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。

参考文献

- [1] 中村仁彦. 非線形力学系として統合されたロボットの情報処理と制御—運動の制御理論から知能の制御理論へ—. 計測自動制御学会論文集, Vol. 40, No. 6, pp. 426–432, 2001.
- [2] 多谷浩嗣, 中村仁彦. 非線形主成分分析の階層化によるヒューマノイドロボットの運動情報統合モデル. 第19回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 555–556, 2001.
- [3] 入江文平, 川人光男. 多層パーセプトロンによる内部表現の獲得. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J73 D-II, No. 8, pp. 1173–1178, 1990.
- [4] 杉原知道, 西脇光一, 稲葉雅幸, 井上博允. 汎用多リンク系動力学演算ライブラリ「Z-DYNAFORM」の開発. 第18回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 1139–1140, 1990.
- [5] 平岡和幸, 吉澤修治. 砂時計型ネットの中間次元数選択について. 電子情報通信学会技報, Vol. NC97, No. 139, pp. 1–8, 1998.
- [6] 岡田昌史, 中村仁彦. N次元時系列パターンを記憶・連想する非線形力学系の多項式表現. 第19回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 1229–1230, 2001.