

ヒューマノイドロボットの動作パターンの抽象化と生成を目的とした 砂時計型ネットの階層的統合モデル

Hierarchical Connected Models of NLPCA for Abstraction and Generation of Motion Patterns on a Humanoid Robot

○学 多谷 浩嗣 (東大) 正 中村 仁彦 (東大, CREST)

*Koji TATANI, Yoshihiko NAKAMURA.

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

Motion pattern of humanoid robot might have some geometric constraints and be expressed by a few parameters instead of high DOFs' data. Though NLPCA has possibilities of unveiling these undergrounded data, 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.

Key Words: Humanoid Robot, NLPCA, Hierarchical Arranged Neural Networks, Abstraction and Generation of Motion Pattern, Data Reduction

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。人間の感覚から運動への情報のつながりの中で、機能単位毎の情報処理モジュールを柔軟に階層化する枠組は重要な要素と考えられるが、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、ヒューマノイドの運動パターンの低次元化の度合いとデータの再現性について考察する。

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 砂時計型ニューラルネットの設計

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 $x' \in R^M (M < N)$ で表現することができる。筆者は、この砂時計型のニューラルネットを階層的に配置する手法を提案し、ヒューマノイドロボットの関節角時系列データの低次元化と生成を行った²⁾。ヒューマノイドの手、足などの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し、各部位に対応した複数のマルチリンクを Fig. 1 の様に構造化する手法について述べた。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。

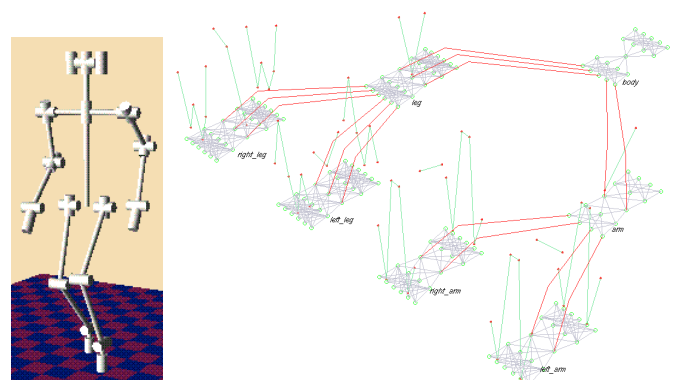


Fig.1 Hierarchical multilink structure

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

ヒューマノイドロボットの歩行時における24自由度の関節位置データを1~3自由度まで低次元化し、これを再び24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。太い点線はニューラルネット出力の540点サンプルで、その点に対するz軸沿いの線分は元データとの誤差を示す。関節角データの生成には杉原のライブラリ⁴⁾を使用した。砂時計型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ることがわかっている。つまり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、歩行に必要なパラメータ数は二つといえる。また同データに対して特異値分解を用いた主成分分析法によるデータの線形解析を行ったところ、6次元までは精度を維持可能でそれ以上の低次元化では誤差が拡大する。ちなみに、主成分分析で3次元まで次元を落とした場合、関節角の誤差は認められるが、ヒューマノイドロボットに表出される運動を外から観察した場合、関節角レベルほどの運動パターンの差は感じられない。

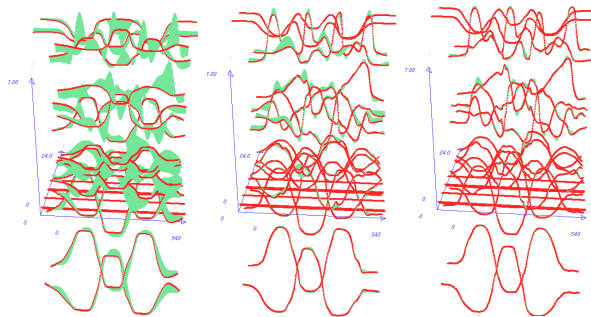


Fig.2 Generation with 1DOF(L), 2DOF(C) and 3DOF(R) reduced data out of 24 DOF joint angle

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1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,b)とFig. 1の階層化を行う場合(c,d)、またニューラルネット毎に3層(a,c)と5層(b,d)を使う場合の組合せで、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が、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、各中間数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。

3. おわりに

ヒューマノイドロボットの運動パターンを低次元化する事を目的に、砂時計型ニューラルネットを用いて本質となる自由度数について検討した。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)と呼ばれるが、線形な手法を用いた主成分分析

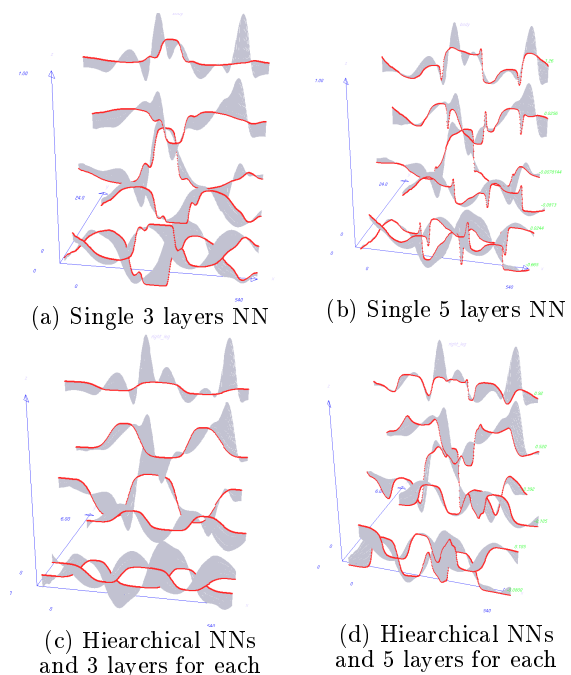


Fig.3 Generation of sequential data on right leg with 1DOF reduced data

よりも更に低次元化可能なモデルを獲得する事が確認された。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. 1173-11789, 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.