

運動情報の類似性に着目したヒューマノイドロボットの連想的な運動生成

若林昭徳[†] 本村聡奈[†] 加藤昇平[†]

[†]名古屋工業大学 大学院工学研究科 情報工学専攻

1 はじめに

近年、人間に似た身体構造を持つヒューマノイドロボットは、人間が教示した動きをロボットに模倣させることができるため、福祉やエンタテインメントなど、様々な分野で応用が期待されている。しかし、一般の生活環境下では事前に想定できない状況が多く発生するため、ロボットが必要とする運動をあらかじめ学習させておくことはできない。この問題の解決として、我々はロボットに与えられる指示情報とロボットの運動の対応関係を学習させ、過去に学習した指示情報との類似性を認識し、新しい運動を連想する手法である連想運動生成 (Associative Motion Generation: AMG) [1] を提案してきた。

先行研究では、二次元運動の連想生成が可能であることを確認した。本稿ではこれを改良し、奥行き方向を加えた三次元運動の連想生成を行い、実験によってその有用性を検証する。

2 連想運動生成

図1にAMGの構造を示す。AMGとは、指示情報とロボット自身の運動の対応関係を学習し、初めて与えられる指示情報に対して、過去に学習した指示情報との類似性をもとに対応する運動を連想し、新たに運動を生成する手法である。指示情報とは、ロボットがセンサを通じて取得する時系列の値であり、本稿では、教示者の手の三次元座標を用いる。また、教示者から与えられる指示情報に応じて、ロボットが生成する運動を対応運動と定義する。AMGとは、未経験の指示情報に対して以下の機能を持つものと定義する。

1. 既学習の指示情報から未経験の運動の類似性を認識
2. 認識した類似性をロボットの運動生成に反映

AMGは二種類のニューラルネットワークによって構成される。指示情報の類似性の認識には、非線形主成分分析の機能を持つ5層の砂時計型ニューラルネットワーク (NonLinear Principal Component Analysis: NLPCA) [2] を用いる。NLPCAは恒等写像学習を行うことにより、入力情報の特徴を抽出する機能を持つ。本稿では、NLPCAによって抽出された値を連想値と呼ぶ。NLPCAの学習を行うことにより、未経験の指示情報が入力されたとき、既学習の指示情報との類似性が連想値に反映される。本研究では、その値を運動生成に利用する。

ロボットの運動生成にはJordan型Recurrent Neural Network (JRNN) [3] を用いる。JRNNは出力層から入力層へのフィードバックを持っており、前時刻の出力値が次の出力に影響を及ぼす性質がある。そのため、入出力に各時刻のロボットの関節角を用いることで、連続した時系列の関節角が出力として得られる。そして、その出力系列がロボットの運動となる。本研究では、JRNNに既学習の指示情報の連想値とその指示情

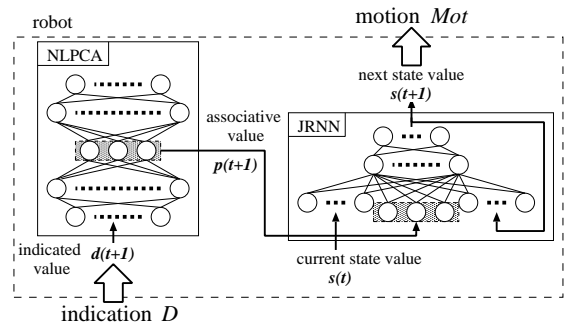


図1: AMGの構造

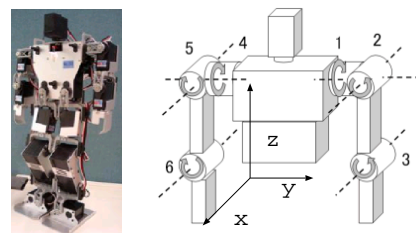


図2: ヒューマノイドロボット KHR-2HV

報の対応運動を学習させることで、指示情報に対応するロボットの運動出力を行う。各ネットワークの結合重みの更新には誤差逆伝播法及び通時的逆伝播法 (Back Propagation Through Time: BPTT) を用いる。

AMGは、図1に示すように、NLPCAとJRNNを連想値によって連結した構造をもつ。そのため、未経験の指示情報が与えられた場合には、その類似性がNLPCAによって連想値に反映される。そして、その連想値からJRNNによって対応運動を生成することで、未経験の指示情報の類似性を反映した運動生成が可能となる。さらに詳しいAMGの学習については、我々の先行研究 [1] を参照されたい。

3 運動の連想生成実験

提案手法の有用性を確認するため、近藤科学社製のヒューマノイドロボット KHR-2HV (図2) を用いて、運動の連想生成実験を行った。KHR-2HVは両腕にそれぞれ3自由度を有しており、本実験では両腕を動かす運動を生成させた。指示情報は教示者の手先の軌跡を模した三次元座標の時系列を用意し、ロボットの運動は指示情報の軌跡を手先で描くような両腕の運動として対応させた。座標系はロボットから見た右手系に従うものとした。

3.1 実験条件

本実験における各ニューラルネットワークの構成について述べる。NLPCAは入出力層がそれぞれ3個、連想層が3個、隠れ層が9個ずつのユニットで構成され、範囲 [0, 1] の三次元空間で作成した軌跡の座標が時系列で入力される。JRNNは入力層、出力層、文脈層がそれぞれ6個ずつ、連想層が3個、中間層が20個の

*Associative Humanoid Robot Motion Generation Focusing on Similarity of Motions, Akinori WAKABAYASHI[†] and Satona MOTOMURA[†] and Shohei KATO[†]

[†]Nagoya Institute of Technology
Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya 466-8555, Japan
{waka, motomura, shohey}@katolab.nitech.ac.jp

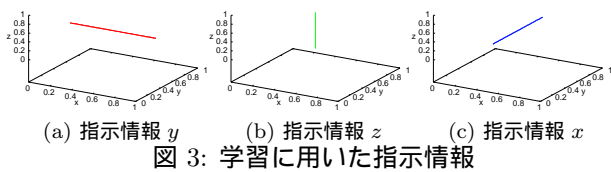


図 3: 学習に用いた指示情報

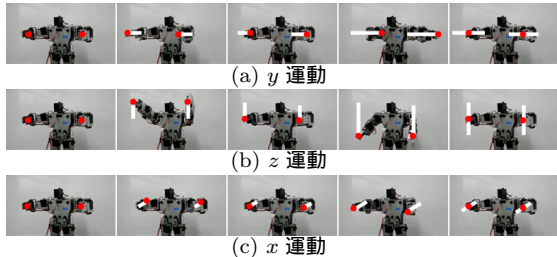


図 4: 学習に用いた運動

ユニットで構成した。ロボットの両腕の各関節角度を $[0, 1]$ に正規化した値を入出力とし、理想層への入力 は NLPCA の理想層の出力値を用いる。

NLPCA の学習用データとして、指示情報として各軸に並行な三次元座標の軌跡「指示情報 y 」、「指示情報 z 」、「指示情報 x 」を用いて、各 1000 回学習させた。また、JRNN の学習用データとして、学習に用いた指示情報の対応運動として各軸に並行に腕を動かす「 y 運動」、「 z 運動」、「 x 運動」を用いて、各 1000 回学習させた。図 4 に学習に用いたロボットの運動を示す。

先行研究からの変更点としては、三次元運動の理想生成を可能にするため、理想層を 2 から 3 に拡張したことがあげられる。これにより、三次元の指示情報を劣化させることなく特徴抽出させることができると考えられる。また、先行研究では、カメラ等で撮影したデータから奥行きを計測することが困難であると想定し、指示情報の入力の x 軸データとしてノイズを与えていた。しかし本稿では、近年の技術の発展により、Microsoft 社の Kinect など、 x 軸データを容易に計測することが可能になったため、三次元の指示情報を与えることが十分可能であると判断した。

3.2 三次元運動の理想生成

三次元運動の理想生成が可能であるか検証するため、従来の奥行き方向 (x 軸) を固定した指示情報に加え、左右方向 (y 軸) を固定した指示情報を入力し、対応運動を理想生成した。図 5(a)、図 5(b) にそれぞれ、入力した指示情報を示す。入力した指示情報として、軸に沿った変化 2 種類、軸に対して斜めの変化 2 種類、軸に対して 8 の字を描く変化の合計 5 種類を用意した。図内の矢印は、時間による指示情報の変化方向を示す。図 5(a) はロボットを正面から見た場合、図 5(b) は真横から見た場合に相当する。

図 6(a)、図 6(b) に各指示情報から理想生成されたロボットの運動の手先の座標の軌跡を示す。図内の矢印は、時間による座標の変化方向を示す。図 6(a) に着目すると、歪みが少し見られるもの、指示情報に良く似た軌跡が確認できる。 y 軸方向の歪みが大きい原因としては、図 2 に示すように、KHR-2HV の腕の可動域が左右非対称であることによるものと考えられる。しかし、これは人間の腕の構造においても同様であり、人間の運動生成においても発生するものと想定される。図 6(b) に着目すると、手の座標が中心から離れるにつれて、 x 軸方向に大きく歪んでいることが確認できる。また、図 5(b) 内の x -indication と図 6(b) 内の x -motion を比較

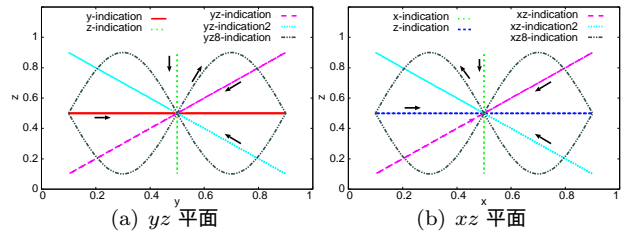


図 5: 実験に用いた指示情報

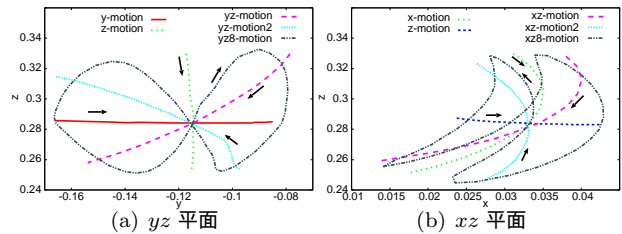


図 6: ロボットの手先の座標の軌跡

すると、歪みはほぼなく、図 5(b) 内の z -indication と図 6(b) 内の z -motion を比べると、運動が後方に大きく歪んでいることがわかる。このことから、 x 軸方向の歪みの原因としては、 x 軸方向の KHR-2HV の腕の可動域が、中心から離れるにつれて、後方に大きく制限されることによるものと考えられる。

3.3 まとめ

図 5(a)、図 6(a) より、 yz 平面の運動では、入力した指示情報と対応運動の類似性を保持した運動の理想生成が確認された。また、図 5(b)、図 6(b) より、 xz 平面の運動では、入力した指示情報に比べて大きく歪んだものの、指示情報間の位相関係を保持した運動が理想生成された。これらから、AMG による三次元運動の理想生成が実現可能であることが示唆された。

4 おわりに

本稿では、我々が提案してきたロボットの理想による運動生成手法である AMG を、三次元運動の理想生成に対応するように拡張し、三次元運動の理想生成実験によってその実現可能性について検証した。今回の実験では、図 6(b) に示す様に、奥行き方向についても指示情報の位相関係を保持した運動が理想生成されたものの、実験に用いたヒューノイドロボットの可動域の関係から歪みが発生した。今後は、可動域を考慮した学習を行うことにより、 x 軸方向についても歪みを減らすように提案手法を改良していきたい。

謝辞

本研究は、一部、文部科学省科学研究費補助金若手研究 B (課題番号 20700199) の助成により行われた。

参考文献

- [1] S. Motomura, S. Kato, and H. Itoh, "Generating association-based motion through human-robot interaction," *Lecture Notes in Artificial Intelligence (The 12th International Conference on Principles of Practice in Multi-Agent Systems)*, vol. 5925, pp. 389–402, 2009.
- [2] M. Kramer, "Nonlinear principal component analysis using autoassociative neural networks," *AICHe Journal*, vol. 37, pp. 233–243, 1991.
- [3] M. Jordan, "Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine," *Proceedings of the Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society (Erlbaum, Hillsdale, NJ)*, pp. 531–546, 1986.