

全身動作とその筋活動を推定して言語として理解する ロボットの人工知能

Artificial Intelligence for Robot That Estimates Muscle Tension and
Understands Motion in Language Form

高野 渉*¹ 中村 仁彦*¹
Wataru Takano Yoshihiko Nakamura

*¹ 東京大学
The University of Tokyo

We have been developing a framework to symbolize motion patterns and to link the motion symbol to language. Our previous framework is based on motion data represented by a sequence of joint angles. This paper proposes an extension of motion symbol to muscle tensions. This approach makes it possible to robots to estimate somatosensor from observation and to understand it in the form of language. The experiments demonstrates the validity of our framework, and shows that dissimilarity between motion symbols based on muscle tensions becomes larger than that based on joint angles.

1. はじめに

人間は構造化する生物である。環境は多様な連続情報で溢れている。この情報は、感覚受容器を通じて取り込まれ、身体の状態に応じて取捨選択される。そして、運動器官へ行動指令が伝達され、身体運動が表出される。この一連の過程において、環境は記号として理解され、記号として行動指令が作られている。すなわち、人間には連続世界である環境と行動が記号として現れるのである。

行動を記号として表現する研究は広く行われてきた [Tani 03][Inamura 04]。そして、筆者らも、統計モデルとして表現された人間の全身運動と言語を結び数理モデルを提案してきている [Takano 08]。ここでは、全身運動は関節の動きとして捉えられている。しかし、人間の身体には無数の運動器官である筋肉が張り巡らされており、それら筋肉の活動の間に秩序が形成されることで、構造化された運動パターンが生まれてくる。身体の内体性感覚も含んだ運動表現と言語・記号を繋げる情報処理を構築することは、表面的な身体運動を理解するこれまでのアプローチを超え、詳細に人間の行動を理解する計算へ繋がるのが期待される。

本論文では、筋張力の時系列信号として記述される人間の全身運動を Hidden Markov Model(HMM) によって学習することで、全身運動の離散表現形である運動記号を獲得する。その運動記号と自然言語の構造を統計モデルを通じて結びことで、人間の全身運動を言語として理解する情報処理基盤と構築する。また、運動記号間の距離・判別度から、関節の動きに着目した運動と筋張力を考慮した運動の違いを議論する。

2. 筋張力時系列データの記号化

人間の運動を表す各身体部位の位置に関する計測データから、逆運動学計算および逆動力学計算を通じて関節角度および関節トルクを求める。得られた関節トルクと筋電位計測データから、最適化計算を通じて各筋に生じている筋張力を推定する [Nakamura 05]。得られた筋張力の時系列信号を生成する確率が最大となるように、HMM のパラメータを EM アルゴリズムによって最適化する [Rabiner 89]。連続世界の身体運動は、

連絡先: 高野 渉, 東京大学, 東京都文京区本郷 7-3-1 東京大学工学部, takano@yml.t.u-tokyo.ac.jp

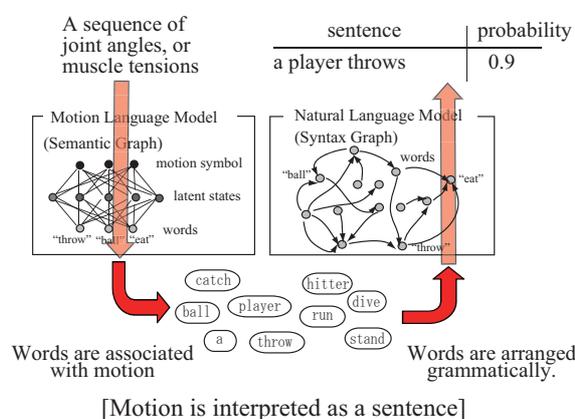


図 1: Sets of words are generated from a motion symbol based on a conditional probability of a word given the motion symbol. Sentences are generated from the set of words based on transition probability of words. The sentence with the largest likelihood of sentence being generated is searched. Thus, the motion is converted to the sentence.

HMM のパラメータ空間の離散点として表現される。すなわち、HMM を身体運動の記号表現として見ることができる。

3. 運動記号と自然言語の統合

運動記号と単語の連想構造を、運動記号から単語が生成される条件付き確率として表現する。また、文章の構造を、ある単語から次の単語が生起される条件付き確率として表現する。運動記号から単語の集合が生成される確率と、単語の集合から文章が構成される確率を掛け合わせることで、運動記号から文章が生成される確率を求めることができる。この確率値が最大となる文章を探索して見つけることによって、運動を文章として理解する計算が実現できる [Takano 08]。図 1 に、運動記号と自然言語を結びつける枠組みの概略図を示す。

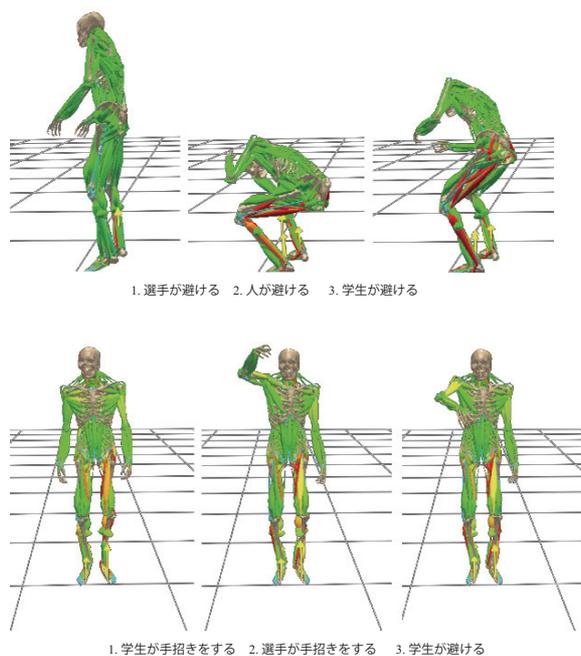


図 2: Observations of human whole body motion are understood in sentences.

4. 実験結果

被験者に貼り付けた 34 個のマーカの位置を光学式モーションキャプチャにて計測する。また、16 個の EMG センサを貼り付けて筋電位を計測する。マーカの位置および筋電位データから、全身に張り巡らされた 1190 個の筋に働いている筋張力を推定する。この 1190 次元のベクトルの時系列を用いて HMM を学習した。本実験では、9 種類の運動パターンを計測した。また、各運動に人手で文章を付与した。文章と運動記号の対を学習データとして、運動記号から単語の連想確率を学習した。

図 2 に、運動から文章を生成する実験の結果を示す。「屈んで避ける」運動に対して、生成される確率が高い上位 3 つの文章を提示している。「選手が避ける」、「人が避ける」、「学生が避ける」という文章が生成されており、運動が言語を用いて適切に表現されていることが確認できる。「手招き」運動に対しても「学生が手招きをする」、「選手が手招きをする」と適切な表現で運動が理解されていることが確認できる。

また、各運動記号間の距離を Kullback Leibler 情報量として計算し、この距離を満足するように 3 次元空間上の点に運動記号を布置した。運動記号の 3 次元空間上の位置を決定する方法として、多次元尺度法を用いている。Fig.3 に、構築した運動記号の空間を示す。この空間において、運動記号の広がりを分散を用いて計算した。第 1 軸、第 2 軸、第 3 軸に関する運動記号の分散は 0.114, 0.116, 0.114 であった。同じ運動の関節角度時系列信号から HMM を学習して運動記号を獲得した。この運動記号を同様に 3 次元空間上に配置して、記号の分布の求めた。第 1 軸、第 2 軸、第 3 軸に関する運動記号の分散は 0.05, 0.10, 0.03 であった。筋張力を用いた運動記号の分散が大きいことは、各運動記号間の距離が大きいことを意味している。すなわち、この実験結果は、関節角の表面的な動きより、筋張力の体性感覚情報を利用することで、運動記号間

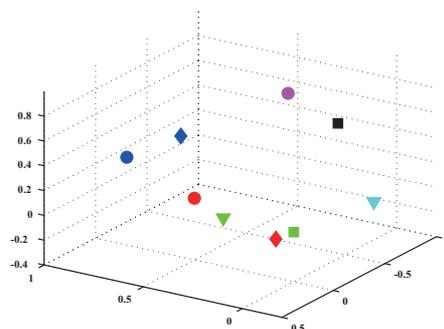


図 3: Motion symbols are located in a multidimensional space.

の差異が明瞭になることを示している。

5. 結言

1190 次元の大規模な筋張力時系列を HMM によって学習した運動記号を設計した。この運動記号と自然言語を結びつけることによって、身体運動から体性感覚を推定して、言語として理解する計算を実現した。また、筋張力を用いた運動記号は、関節角に基づいた運動記号よりも、記号間の非類似度が大きくなることを確認した。これは、記号間の差異が運動を筋張力で見ることによって明瞭になることを示している。

なお、本研究は、平成 24 年度独立行政法人科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業（さきがけ）「行動の記号化を基盤とした身振り・言語を通じてコミュニケーションするロボットの知能設計」（代表：高野 渉）の支援を受けて行った。

参考文献

- [Inamura 04] Inamura, T., Toshima, I., Tanie, H., and Nakamura, Y.: Embodied symbol emergence based on mimesis theory, *International Journal of Robotics Research*, Vol. 23, No. 4, pp. 363-377 (2004)
- [Nakamura 05] Nakamura, Y., Yamane, K., Fujita, Y., and Suzuki, I.: Somatosensory Computation for Man-Machine Interface from Motion Capture Data and Musculoskeletal Human Model, *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 21, No. 1, pp. 58-66 (2005)
- [Rabiner 89] Rabiner, L.: A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition, in *Proceedings of the IEEE*, Vol. 77, pp. 257-286 (1989)
- [Takano 08] Takano, W. and Nakamura, Y.: Integrating Whole Body Motion Primitives and Natural language for Humanoid Robots, in *Proceedings of the IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 708-713 (2008)
- [Tani 03] Tani, J. and Ito, M.: Self-Organization of Behavioral Primitives as Multiple Attractor Dynamics: A Robot Experiment, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part A: Systems and Humans*, Vol. 33, No. 4, pp. 481-488 (2003)