

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 27 年 6 月 9 日現在

機関番号：12605

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2013～2014

課題番号：25870209

研究課題名(和文)非言語コミュニケーションの構造(文法)の解明とその知能システムへの応用

研究課題名(英文)Elucidation of motion grammar in human movements

研究代表者

Venture Gentiane (Venture, Gentiane)

東京農工大学・工学(系)研究科(研究院)・准教授

研究者番号：30538278

交付決定額(研究期間全体):(直接経費) 2,500,000円

研究成果の概要(和文): 会釈や握手など、言葉を用いないコミュニケーションは、非言語コミュニケーションと呼ばれ、人間の社会活動にとって、基本的なcommunication手段の一つである。しかし、ロボットに代表されるような知能機械は、現状、これらの非言語コミュニケーションを理解することができない。申請者は、言語と同様に、非言語コミュニケーションにおいても、ある種の“文法(grammar)”が存在すると考え、本申請では、まずこの文法をHMMに基づき解明する。さらに、この結果をベースに、IMU・力覚センサーなどの限られたセンサーのみで動作認識が可能なアルゴリズムを開発し、実際のロボット(NAO)を用い検証実験を実施する。

研究成果の概要(英文): This research aimed at finding the underlying grammar of human movements (a ruled structure of human movements) using a unique approach which found its foundation in our know-how. For that we will tackle the 3 following issues:

1. Modeling actions (a series of motion primitives that create a motion sentence) in a way that is understandable by an intelligent system.
2. Using this model to recognize actions and also to reproduce them with variability.
3. Using the recognize actions to build a realistic interaction with a humanoid robot.

研究分野：ロボティクス

キーワード：知能ロボティクス

1. 研究開始当初の背景

人間は日常生活の中で意思疎通を図る際には、ことばのみに限らず、ことば以外の数多くの方法がコミュニケーションの手段として用いられている。このようなコミュニケーションの手段は非言語コミュニケーション (non-verbal communication) と呼ばれている。非言語コミュニケーションを用いることで、人間はたとえ言葉を用いなくとも相手の感情を推し量ることができる。しかし、現状のヒューマノイドロボットは非言語コミュニケーションを理解することができない。例えば人間がロボットに手を振ったとしても、ロボットはその動作の意味を理解することができない。このことから、ヒューマノイドロボットが動作によるコミュニケーションを理解することができれば、ロボットと人間の自然なコミュニケーションが可能となるといえる。

本研究では、非言語コミュニケーションにおいても、言語によるコミュニケーションと同様に規則が存在すると考える。すなわち、人間のなにかしらの一連の動作が単語に相当する基本的な要素 (motion primitive) に分解でき、非言語コミュニケーションは motion primitive の組み合わせによって表現されているとする。さらに、これらの要素の組み合わせを規定するある種の文法 (grammar) が存在すると考える。この動作文法を解明することにより、ヒューマノイドロボットを代表とする知能機械が人間動作の理解を高精度で行い、さらに人間がこれから行おうとしていることの予測などが可能となる。

2. 研究の目的

本研究は、人間が行う非言語コミュニケーションの中でも動作を用いるものに着目する。また、人間の動作は Fig.1 に示すような motion primitives によって構成されていると考える。Fig.1 では、人間が腕を上げる際に、片手を上げる動作は挨拶を意味する可能性があり、両手を上げる動作は喜びを示す可能性があることを示している。

このような motion primitive の遷移過程を規定する文法の解明を行うためには、まず個々の人間動作

を認識する必要がある。そこで本研究では人間動作の認識を目的とする。

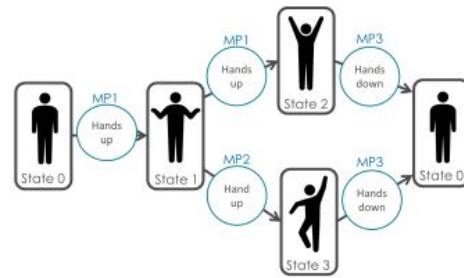


Fig 1: Motion Primitive explanation with a simple hand and arm motion

3. 研究の方法

人間の動作データを取得する手法としてはモーションキャプチャなどの大規模な装置があげられるが、人間の日常生活における非言語コミュニケーションを計測するには適さない。そこで本研究では人間の動作データを取得するセンサーとしてIMUセンサー (ジースポーツ社, Pocket-IMU2) を用いた。人間動作をコミュニケーション手段として用いる研究においてIMUセンサーを使用した例はない。IMUから得られる角速度のデータは motion primitive に分割される。これをセグメンテーションと呼ぶ。セグメントされたデータをさらに 25 frame ごとに分割する。本研究ではこの分割されたデータを自己行動要素⁽⁴⁾ (motion element) と呼ぶ。すなわち、1つの motion primitive は複数の motion elements によって成り立つとする。観察された行動要素を認識するために、あらかじめ複数の行動要素 $O = \{o_1, \dots, o_N\}$ を定義する。本研究では 27 の行動要素を定義した。IMU から得られた 3 自由度の角速度データは、最大値を用いて正規化を行った後に 25 frames ごとに分割し、さらに時間正規化を行う。観測データと定義した行動要素の比較には RMSE 法という手法を用いた。1次元データに対して 1つの行動要素が決定され、その組み合わせによって自己行動要素が決定される。これによって、1つの motion primitive を $O = \{o_1, \dots, o_k\}$ のように複数の行動要素の時系列データとして表すことができる。これを行動要素列と呼ぶ。

認識された行動要素列から motion primitive の認識を行う際には隠れマルコフモデル (Hidden Markov

Model (HMM) を用いた。HMMは音声認識において有効性が示されている確率モデルだが、人間動作の研究においてもその有効性が示されている⁽⁵⁾⁽⁶⁾。本研究で用いる HMM は状態の集合 $Q=\{q_1, \dots, q_N\}$ 、出力記号の集合 $S=\{o_1, \dots, o_N\}$ 、状態 q_i から q_j への遷移確率の集合である状態遷移確率行列 $A=\{a_{ij}\}$ 、状態 q_i において記号 o_j を出力する確率の集合である状態遷移確率行列 $B=\{b_{ij}\}$ によって表される。Fig.2にHMMモデルを示す。本研究では状態数を3とした。観察された行動要素列を最もよく出力するHMMパラメータ推定をEMアルゴリズムの一種であるBaum-Welch algorithmによって行うことで、motion primitiveを表現するHMMを作成する。

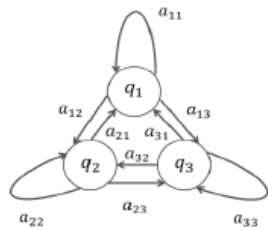


Fig 2: Hidden Markov Model. q_n denotes the number of states. a_{ij} denotes a transition probability of state i to state j . b_{ij} denotes a probability of outputting j in state i .

4. 研究成果

本実験では、被験者の右手首に IMU センサーを取り付け、腕を上げる動作を行い、そのデータを取得した。行動要素認識に用いるデータはサンプリングレート 100 Hz の角速度である。被験者は直立した状態から腕を前方に上げる動作(Hand up1)を5回行い、更に腕を横方向に上げる動作(Hand up2)を5回行った。まず、観測された Hand up1 のデータを角速度の最大値によって正規化し、25 frame 間隔でセグメントした結果を Fig.3 に示す。また、分割された ω_x のうち、2 番目と3 番目の要素における行動要素認識結果を Fig.4 に示す。

Fig.4 に示した 2 要素の RMSE 判定結果はそれぞれ 0.254, 0.362 であった。このようにして割り振られた行動要素を時系列順に並べることで行動要素列 l を作成し、HMM の学習に用いた。本実験で取得した Hand up1, Hand up2 の 5 つのデータを HMM の学習に用いてモデルを作成し、それぞ

れ HMM1, HMM2 とした。作成した HMM の有効性を確かめるために、新たに取得した Hand up1, Hand up2 のデータをテストデータとして認識させた。ただし、尤度計算には Viterbi algorithm を用いた⁽⁴⁾。各 HMM に対するテストデータの認識確率を求めた結果を対数尤度で表したものを Table1 に示す。

Fig.3, Fig.4 から、観測データを定義した行動要素に割り当て、IMU センサーの観測データを行動要素の列として表すことが可能であるといえる。また、Table 1 から過去の経験から学習された HMM によって新しい観測データを認識することができるといえる。これにより HMM による motion primitive の表現の可能性が示された。一方で学習に用いられた行動とは別の行動は全く認識できていないことがわかる。

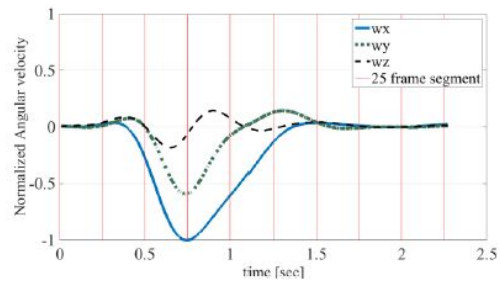


Fig 3: Normalized angular velocity measured at the wrist for one motion primitive "hand up1"

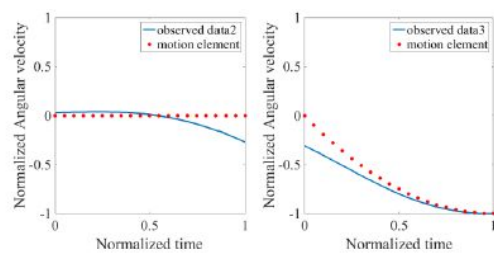


Fig 4: The result of recognition of motion elements. The blue line shows the normalized angular velocity against the normalized time measured at the wrist. The red line shows the defined motion element.

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[学会発表](計 4 件)

1. T. Aoki, K. N. Doshida, K. Kitamura, G. Venture, **Segmentation of human body motion using multi IMU sensor**, Proc.

- of the ICT International Student Project, 1B2, Tokyo University of Agriculture and Technology, Koganei Campus, Tokyo, Japan, 2015. (2015/5/23)
2. T. Aoki, D. Kulic, G. Venture, **Segmentation of Human Body Movement using Inertial Measurement Unit**, Proc. IEEE Int. Conf. System, Man, Cybernetics, pp. 1181-1186, Manchester, UK, 2013. (2013/10/15)
 3. T. Aoki, D. Kulic, G. Venture, **IMU 搭載機器を用いた腕運動のパターン認識**, 19 回日本 IFToMM 会議シンポジウム, pp. 33-36, Tokyo Institute of Technology, Ookayama Campus, Tokyo, Japan, 2013. (2013/6/15)
 4. T. Aoki, D. Kulic, G. Venture, **IMU センサを用いた人動作のパターン認識**, DVD Proceedings ROBOMECH, 2A1-H01, Tsukuba International Congress Center, Tsukuba, Japan, 2013. (2013/5/23)

6 . 研究組織

(1)研究代表者

Gentiane VENTURE (Gentiane VENTURE)

東京農工大学・大学院工学研究院・准教授

研究者番号：30538278