動作コーチングロボットにおけるデフォルメ動作と注意的言語表現の
スカラーパラメータによる統合手法

奥野 敬丞*・稲 邑 哲也*,**

Integration Method of Emphatic Motions and Adverbial Expressions
with Scalar Parameters for Robotic Motion Coaching System

Keisuke OKUNO* and Tetsunari INAMURA*,**

A robotic coaching system can improve humans' learning performance of motions by intelligent usage of emphatic motions and adverbial expressions according to user reactions. In robotics, however, method to control both the motions and the expressions and how to bind them had not been adequately discussed from an engineering point of view. In this paper, we propose a method for controlling and binding emphatic motions and adverbial expressions by using two scalar parameters in a phase space. In the phase space, variety of motion patterns and verbal expressions are connected and can be expressed as static points. We show the feasibility of the proposing method through experiments of actual sport coaching tasks for beginners. From the results of participants' improvements in motion learning, we confirmed the feasibility of the methods to control and bind emphatic motions and adverbial expressions, as well as confirmed contribution of the emphatic motions and positive correlation of adverbial expressions for participants' improvements in motion learning. Based on the results, we introduce a hypothesis that individually optimized method for binding adverbial expression is required.

Key Words: symbol binding, human-robot interaction, motion coaching

1. はじめに

効率的な動作コーチングには、動作の学習者のパフォーマンスに応じて、コーチングロボットは動的に動作提示と言語表現を適切に組み合わせることが大事である。このように目的と現状把握に基づいて適切にプランニングすることは知的な作業である。たとえば、コーチのお手本動作を見て運動学習をしている人が上手に動作を真似できないときは、コーチは学習者の模倣動作と模倣ターゲットであるお手本動作を比較して、学習者の模倣動作に不足している要素を強調するデフォルメ動作を提示することができる。また、デフォルメ動作の提示だけでなく、学習者に強調点を認識させるために、「もっと」などの副詞表現を用いて注意を促す注意的言語表現

をコーチは使用することもできる。たとえば、学習者の模倣動作において、膝の曲がり度合いが足りない場合は、膝の曲げを強調したデフォルメ動作と「もっと、このようにして!」という注意的言語表現を組み合わせることで、学習者が自身の動作をどう修正していけば良いかをより良く理解することが可能になる。

パフォーマンスを向上させるためのデフォルメ動作や注意的言語表現に関する議論は、心理・認知科学の分野では行なわれている。しかしながら、どのような物理特性をパラメータに用いて、どのような判断基準で、どのように注意的言語表現とデフォルメ動作を統合すればよいかという戦略に関する工学的な視点からの議論は十分には行なわれていない。よって、われわれはロボットコーチングシステムという例を通して、どのようなパラメータ表現で、どのような基準で、どのようなデフォルメ動作と注意的言語表現の統合手法を用いれば、知的で効果的な HRI システムを実現できるかを議論する。

パラメータ表現を用いた手法を実現する上で、ロボットコーチングシステムに必要な機能を整理すると、以下の4つを挙げることができる。1) 学習者であるプレーヤの動作の認識機能。2) プレーヤ動作とお手本動作の類似点・相違点の分析機能。3) 2) の分析結果に基づいて、どのようなデフォルメ動

* 総合研究大学院大学複合科学研究科
東京都千代田区一ツ橋 2-1-2

** 国立情報学研究所 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2

* School of Multidisciplinary Sciences, The Graduate University for Advanced Studies, 2-1-2 Hitotsubashi, Chiyoda-ku, Tokyo

** National Institute of Informatics, 2-1-2 Hitotsubashi, Chiyoda-ku, Tokyo

(Received August 17, 2011)

(Revised May 23, 2012)

作か、どのような注意的言語表現か、どのようにこれら二つを結び付け伝えるか、をダイナミックにコントロールする機能。4) 3) のプランニング結果に基づいたデフォルメ動作と注意的言語表現を生成する機能。

Fasola らは、椅子に座って運動を行なう高齢者に運動を指導するロボットインストラクターを開発した¹⁾。このシステムは、運動者の模倣動作の関節角度に基づいて、たとえば、「右腕をもう少し内側に」と言語表現を用いたフィードバックを行なう。これは機能 1) 2) を実現しているが、機能 3) 4) に関するデフォルメ動作の議論は行なわれていない。

機能 4) の関連研究として、CG の分野で精力的に動作の合成に関する研究が行なわれている^{2)~4)}。しかしながら、どのように動作プリミティブを組み合わせて動作を合成を行なうかに関しては、デザイナーの主観に負うところが大きく、工学的な議論はされていない。

岩橋らは、模倣学習を通して、ロボットが動作と言語の結び付けを獲得するシステムを実現している⁵⁾。高野らは、動作プリミティブのシークエンスと文章を統計的手法を用いて結び付けるシステムを実現している⁶⁾。これらの手法では、異なるが似ている複数の動作を一つの言語表現に結び付けている。しかしながら、これらの手法では機能 3) を実現する方法は議論されていない。デフォルメ動作と注意的言語表現は、プレーヤが自身の動作の間違いを認識することを補助する目的で使用する。つまり、似てはいるが異なる複数動作を明確に区別して伝達する言語表現が必要である。そのためには、似てはいるが異なる複数動作を、それぞれ異なる言語表現と結び付けることが必要である。

したがって本稿の目的として、このような問題を解決すべく上記の 4 つの機能を統合する手法を提案する。その手法は、デフォルメ動作のデフォルメ度合い、注意的言語表現の選択、これらの結び付け方を、位相空間上の 1 つのスカラーパラメータ表現でコントロールする手法である。

以下、第 2 章にて動作の認識・生成手法の説明をし、第 3 章にて、デフォルメ動作の合成手法とデフォルメ度合いのコントロール手法を用いたコーチングシステムを説明し、実験結果を示す。第 4 章にて、注意的言語表現の選択手法を説明し、実験結果を示す。最後に、まとめ、議論、今後の課題について記述する。

2. 動作パターンの認識とデフォルメ動作の生成方法

原始シンボル空間^{7), 8)}を応用して第 1 章で言及した 4 つの機能の統合を実現する。原始シンボル空間を用いることで、動作の認識、内挿・外挿動作の生成、複数動作間の類似度分析、動作へのラベル付けを 1 つの枠組みで実現できる。これを応用することで、ロボットコーチングシステムに必要な機能 1) 2) 4) を容易に実装可能である。

2.1 動作パターンの認識方法

動作パターンのデータベースを $D = \{M_1, \dots, M_i\}$ (i は動作パターンのインデックス) と定義する。原始シンボル空

間 (PSS) を表わす P は、構築プロセス $P = F_{build}(D)$ により、 D から構築され、各 M_i に対応した静止点 x_i からなる。この構築プロセスでは、まず、この動作パターンを表わす行列 $M_i = [\theta[0]\theta[1]\dots\theta[t]]$ を、left-to-right 連続隠れマルコフモデル ($CHMM_i$) を用いて抽象化する ($\theta[t] = [\theta_1[t]\dots\theta_j[t]\dots\theta_n[t]]^T$ は、関節角度の時系列パターンを示すベクトルであり、 j は総関節数 n における関節のインデックス)。そのつぎに、すべての $CHMM_i$ 間の Bhattacharyya 距離⁹⁾を計算し、PSS 内の静止点 x_i としての配置を決める⁷⁾。

D に存在しない動作パターン M_x の認識も同様に、まず、Baum-Welch アルゴリズムを用いて認識対象の M_x を $CHMM_x$ に抽象化する。つぎに、 D 内の全動作パターン M_i に対応する PSS 内の全 $CHMM_i$ と認識対象の M_x の抽象化表現である $CHMM_x$ との間の Bhattacharyya 距離を計算し、PSS 内の静止点 x_x としての座標を決める⁷⁾。つまり、PSS 内の静止点 x_x の座標が動作の認識結果であり、他の静止点 x_i との距離が動作パターン間の類似度を表わす。このような動作パターンの認識プロセス F_{recog} を、

$$x = F_{recog}(M) \quad (1)$$

と表わすこととする。

2.2 デフォルメ動作の生成手法

原始シンボル空間内の複数の静止点の内分・外分操作をすることで、 D にない新規の内挿・外挿動作 M_s の生成が可能である。新規に求めた内分・外分点 x_s から動作生成機能、

$$M_s = F_{gen}(x_s) \quad (2)$$

を用いて M_s を生成できる⁸⁾。

これを応用することで、以下の (3) 式のように、スカラーパラメータ α を用いて、デフォルメ動作 M_s をコントロールすることが可能になる。

$$x_s = x_p + \alpha(x_t - x_p) \quad (3)$$

x_p と x_t は、それぞれプレーヤが実行した模倣動作 M_p とコーチが提示した模倣のお手本動作 M_t に対応する PSS 内の静止点である。 x_s から (2) 式を用いて M_s を生成する。Fig. 1 に、動作パターンのデフォルメ度合いと α の関係を示した。($\alpha = |x_s - x_p|/|x_t - x_p|$) M_s とは、 M_t にあるが M_p に欠けている要素を M_p に加えた動作である。たとえば、 M_p の膝の曲げ具合が少ないときは、 M_s は膝の曲げが強調されたデフォルメ動作になる。

3. 動作コーチングシステムにおけるデフォルメ動作

3.1 提案手法 1

提案手法 1 として、第 1 章で説明した機能 3) を実現する手法を提案する¹⁰⁾。つまり、動作学習者であるプレーヤのパフォーマンスの分析結果に基づいて、デフォルメ動作のデフォルメ度合いを 1 つのスカラーパラメータ表現でコントロール

Fig. 1 Example of relationship between the α and synthesized emphatic motion, and distance β between x_p and x_t . (a): A motion imitated by a beginner player x_p , (b): the imitation target motion demonstrated by the coach x_t , and (c): a synthesized emphatic motion x_s with $\alpha = 2.0$ ($\alpha = |x_s - x_p|/\beta$, $\beta = |x_t - x_p|$)

Fig. 2 Flow of motion coaching

する手法を提案する。

デフォルメ動作のコントロールは、第2章で説明した(3)式を使用した手法を用いた。注意的言語表現のコントロール手法としては、「more like this」という注意的言語表現を使用するかしないかというプリミティブな手法を用いた。単純な手法である理由は、第1段階として、このような注意的言語表現がどう動作の学習に影響するかを確認するためである。また、デフォルメ動作と注意的言語表現の結び付け方法は、デフォルメの有・無と注意的言語表現の有・無のすべての組み合わせる手法を試して、異なる組み合わせが動作学習にどう影響するかを実験で調べた。実験的に、今後のシステムにおいて、何をどうパラメータ表現することが有効な結び付け手法なのかの知見を得ることを目的とした。

提案した手法を用いてロボットコーチングシステムを準備した。初めに、1つのお手本動作 θ_t と1つのプレーヤの模倣動作 θ_p からなるデータベース $D = \{\theta_t, \theta_p\}$ を準備した。つぎに、 D から F_{build} を使用して、 P で表わされた原始シンボル空間を構築した。ここで x_t をお手本動作 θ_t に対応した PSS 内の静止点と定義する。**Fig. 2** に図示したように、以下の手順で動作コーチングのタスクを行なう。

- (1) コーチ(仮想環境内のアバターを壁に投影)は、お手本動作として θ_c を動作提示した。一回目の試行では x_t を用いて、二回目以降はステップ(5)で合成したデフォルメ動作 x_s から、(2)式を用いて θ_c を生成する。
- (2) 人間のプレーヤは動作 θ_c を模倣する。

(3) コーチはプレーヤの模倣動作 θ_p を観測し、(1)式を用いて P 内の静止点 x_p に変換する。

(4) x_p が x_t に近くなければ、プレーヤの模倣動作は不完全とみなし、コーチはプレーヤ動作の不足要素 $x_t - x_p$ を計算する。

(5) コーチは(3)式を用いて、不足要素 $x_t - x_p$ を x_p に加えて外分点 x_s を計算する。 x_s と(2)式から、つぎの試行で使用するお手本動作 θ_c を生成する。

プロセス(1)~(5)のループを必要に応じて繰り返す。実験では、1ループを1試行とした。

このロボットコーチングシステムによるデフォルメ動作の出力例を、**Fig. 1(c)**として示した。**Fig. 1(b)**は、コーチによる模倣ターゲット動作 x_t である。 x_s の提示目的は、プレーヤ自身が間違いを修正して x_t を可能な限り正確に模倣することを手助けすることである。**Fig. 1(a)**は、プレーヤが実行した模倣動作 x_p であり、それは不完全である。たとえば、左腕の使い方は x_t とは異なる。**Fig. 1(c)**に示されたデフォルメ動作 x_s を見てみると、左腕の動きのみならず、右膝の曲げ具合なども不足要素として、 x_s では曲げ具合が強調されている。このようなデフォルメ動作を提示することでプレーヤに不足していた膝の曲げや腕の使い方を意識させることができる。これは今まで議論されていないかった、ミメシスモデルによる内挿・外挿動作の実世界のタスクにおける有用性を定性的に示したことになる。

3.2 実験1

提案手法1を用いたロボットコーチングシステム¹⁰⁾を用いて、人間のテニス初心者者にテニスのフォアハンドの動作をコーチングする実験を通して、手法の有用性を確認し、デフォルメ動作と注意的言語表現が、HRIにどう影響を及ぼすかを議論する。共通する条件として、模倣のターゲット動作 x_t として **Fig. 1(b)**に示された動作を用いた。初回の動作提示と同時に「please imitate this」という指示を使用した。注意的言語表現を用いるときは、2回目以降の動作提示と同時に「more like this」という指示を使用した。動作提示は前方方向からの視点に固定した。動作 θ は17関節角度(各関節は3DoF)で構成されていた。データベース D には θ_t と θ_p の二つが入っていた。各試行、キャプチャーした10スイング中、データにノイズのない最初の5スイングを $CHMM$ へ

Fig. 3 Results of experiment 1-1: imitation error $\bar{d}_l$ in Eq. (5) against different values of α ($\bar{d}_l$ adjusted so that maximum error of each participant would be 200)

の抽象化に使用した。各試行は 5 分間隔で行なった。

実験 1-1 として、11 人の被験者を用いて、異なるデフォルメ度合い α がどう動作学習に影響するかを調べた。被験者全員に、 $\alpha = \{1.25, 1.50, 1.75, 2.00, 2.25, 2.50\}$ を用いた 6 種類の異なるデフォルメ動作を提示し実験を行なった。注意的言語表現の影響を調べるために 2 種類のケースを考慮した。Case (a) として、注意的言語表現は用いずに、 α の値を変えて被験者に 6 通りの異なるデフォルメ動作を提示する実験。Case (b) として、注意的言語表現「more like this」を用いつつ、 α の値を変えて各被験者に 6 通りの異なるデフォルメ動作を提示する実験。

実験結果の評価を目的に距離 d_{il} を導入した。

$$d_{il} = \|x_t - x_p^{il}\| \quad (4)$$

i は被験者識別番号、 $l = \{1, 2, 3, 4\}$ は試行回である。 x_p^{il} は、被験者 i の l 回目の試行のパフォーマンス、模倣エラーを示す。 d_{il} の値が小さい程、模倣学習が上手くいったことを示し、 $d_{il} = 0.0$ では完璧な模倣を被験者が行なったことになる。異なるフレーム数に起因しえる評価の誤差を可能な限り小さくするために、評価対象の動作間のフレーム数の違いは 20%未満に抑えた。

また、 l 回目の試行時の d_{il} の平均値、

$$\bar{d}_l = \frac{\sum_{i=1}^m d_{il}}{m} \quad (5)$$

も導入した。 m は被験者数で実験 1-1 では $m = 11$ 。Fig. 3 から読み取れるように、 $\alpha = 2.0$ とすることが動作学習に最適と考え、実験 1-2 でその値を使用した。

実験 1-2 では、デフォルメ動作と注意的言語表現がどう動作学習に貢献するかを調べるために、以下のような条件で

Table 1 Cases in experiments 1-2 and 1-3. α Is degree of emphasis

-	$\alpha = 1.0$	$\alpha = 2.0$	optimized α
without "more"	Case 1	Case 3	Case 5
with "more"	Case 2	Case 4	Case 6

Avg. Improvement Rates with respect to Initial Trails

Fig. 4 Results of experiments 1-2 ($\alpha = 2.0$) and 1-3 (optimized α): average ratio of imitation error: $\bar{R}_l$ in Eq. (6)

4 種類の Case で実験を行なった。被験者数は 13 人。被験者ごとに各 Case の実験の順番はランダムに変更した。注意的言語表現として「more like this」を導入した。

• Case 1:

ターゲット動作 x_t の提示を繰り返した。デフォルメ度合いは $\alpha = 1.0$ であり、注意的言語表現は未使用。

• Case 2:

x_t の繰り返し提示、注意的言語表現を使用。 $\alpha = 1.0$ であり、「more like this」を使用。

• Case 3:

お手本動作の再提示時に、デフォルメ動作 x_s を用いた。 $\alpha = 2.0$ であり、注意的言語表現は未使用。

• Case 4:

デフォルメ動作 x_s を提示し、注意的言語表現を使用。 $\alpha = 2.0$ であり、「more like this」を使用。

また、各 Case における動作と言語表現の組み合わせを **Table 1** に整理した。

この実験結果を評価するために、同一 Case の 1 回目の試行と比較したときの l 回目の試行時の模倣エラーの、全被験者平均を以下のように定義した。

$$\bar{R}_l = \frac{\sum_{i=1}^m \frac{d_{il}}{d_{i1}}}{m} \quad (6)$$

同一 Case の 2 回目以降の試行の模倣エラーが 1 回目の試行時より小さければ $\bar{R}_l$ は 1.0 以下、大きければ 1.0 以上になる。完璧な動作模倣時は $\bar{R}_l = 0.0$ となる。実際には完璧な

Table 2 One-tailed T-test with $\bar{R}_l$ at 4th trail, $l = 4$, in Eq. (6) for experiments 1-2 and 1-3 [note: **($p < 0.01$), * ($p < 0.05$), + ($p < 0.10$)]

Case 1 vs. 2	Case 1 vs. 3	Case 2 vs. 4	Case 3 vs. 4
0.00091**	0.0000079**	0.061+	0.48
Case 1 vs. 5	Case 2 vs. 6	Case 5 vs. 6	-
0.00000039**	0.020*	0.44	-

Fig. 5 Example of individual imitation error against different values of α (participants-A and -B): d_{il} in Eq. (4)

模倣はないので、 $d_{i1} > 0.0$, $d_{il} > 0.0$ と仮定した。

Fig. 4 と **Table 2** から、デフォルメ動作と注意的言語表現が動作学習にある程度は貢献していることを確認できる。具体的には、Case 1 と 2 間と、1 と 3 間を比較することで、注意的言語表現もなく同じ動作を繰り返し観察することが動作学習の向上因子である可能性は除外できる。しかしながら、Case 3 と 4 の間と Case 2 と 4 の間には、明確な有意差を確認することができなかったため、デフォルメ動作と注意的言語表現が動作学習の向上因子であるかは結論できなかった。

実験 1-3 を行なうにあたり、実験 1-2 で明確な有意差を確認することができなかった原因を考察した。そして、デフォルメ動作のデフォルメ度合いをコントロールする α の値の決定方法に原因があると仮説をたてた。実験 1-2 では全被験者の平均値を用いて動作学習に最適な α を決定した。しかしながら、**Fig. 5** に示すように、平均値とは異なる α の値を取るときに学習効果が最大になる被験者もいる。たとえば、被験者 A は、Case (a) では $\alpha = 1.5$ が、Case (b) では $\alpha = 2.0$ が、また、被験者 B は、Case (a) では $\alpha = 2.5$ が、Case (b) では $\alpha = 2.25$ が、最適な動作学習条件である。実験 1-2 の被験者 13 中 11 人に参加してもらい、仮説を評価するために Case 5 と 6 の実験を行なった。

• Case 5:
被験者に最適化された α の使用、注意的言語表現は未使用。

• Case 6:
最適化された α を使用、かつ、注意的言語表現を使用。
また、動作と言語表現の組み合わせを Table 1 に整理した。

Fig. 4 と Table 2 から、個人ごとに最適化されたデフォルメ動作が動作学習の向上因子であることを、Case 2 と 6 間の有意差の確認をもって結論できた。しかしながら、Case 5 と 6 の間には有意差を確認することができず、したがって、注意的言語表現が動作学習の向上の因子であるかは結論できなかった。

4. 動作コーチングにおける注意的言語表現の選択

4.1 提案手法 2

注意的言語表現が動作学習の向上因子と確認できなかった原因を検討した。その結果、動作の模倣が比較的上手く行なわれているのに、注意的言語表現「more」に過剰に反応して模倣エラーが大きくなる傾向がある被験者や、逆に、動作の模倣があまり上手く行なわれていないのに、注意的言語表現にあまり反応せず動作学習が停滞あるいは、悪化する傾向のある被験者を確認できた。

よって、プレーヤーの動作模倣のエラーの度合いに応じて、複数の異なる注意的言語表現を用いることが有効と考えた。したがって、新たな評価基準を導入して注意的言語表現をコントロールする手法を提案する。また、動作コーチングの実験を通して提案手法を評価し、かつ、上記の問題に取り組むこととする。

提案手法 2 を用いたロボットシステムによる動作コーチングの手順を説明する。Fig. 1 に示す、ターゲット動作 $\mathbf{x}_t$ とプレーヤー動作 $\mathbf{x}_p$ との距離 β を新たな評価基準として導入する。また、注意的言語表現に対する過剰反応や過少反応に対応すべく、「a bit more」、「more」、「much more」の 3 種類の注意的言語表現を導入する。コーチングの流れは Fig. 2 に図示したのと同じであるが、以下の手順の説明のように、 $l-1$ 回目の試行時の β の値に応じて、 l 回目の試行時に使用する注意的言語表現を決定するというところのみが異なる。

- (1) コーチは、お手本動作として θ_c を動作提示した。一回目の試行では $\mathbf{x}_t$ を用いて、2 回目以降はステップ (5) で合成したデフォルメ動作 $\mathbf{x}_s$ から、(2) 式を用いて θ_c を生成する。また、2 回目以降の試行では、デフォルメ動作の提示と同時に、1 試行前の β の値に応じて注意的言語表現を与えられた規則に従って選択しコーチングに使用する。
- (2) 人間のプレーヤーは動作 θ_c を模倣する。
- (3) コーチはプレーヤーの模倣動作 θ_p を観測し、(1) 式を用いて P 内の静止点 $\mathbf{x}_p$ に変換する。
- (4) $\mathbf{x}_p$ が $\mathbf{x}_t$ に近くなければ、プレーヤーの模倣動作は不完全とみなし、コーチはプレーヤー動作の不足要素 $\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_p$ と β を計算する。
- (5) コーチは (3) 式を用いて、不足要素 $\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_p$ を $\mathbf{x}_p$

Fig. 6 Results of experiment 2: average ratio of imitation error, $\bar{R}_l$ in Eq. (6)

Table 3 One-tailed T-test with $\bar{R}_l$ (Eq. (6)) in 4th trial, $l = 4$, for experiment 2

Case 3 vs. 7	Case 3 vs. 8	Case 7 vs. 8
0.19	0.14	0.37

に加えて外分点 x_s を計算する。 x_s と (2) 式からつぎの試行で使用するお手本動作 θ_c を生成する。

必要に応じて、ステップ (1)～(5) を繰り返す。

4.2 実験 2

被験者 14 人で実験 2 を行なった。実験 1 と同じ共通条件で、以下の Case 7 と 8 の 2 種類の実験を行なった。各 Case の実験順番は被験者ごとにランダムに入れ替えた。各被験者によって、 β と注意的言語表現の結び付けの規則は本来は異なるべきものかもしれない。しかし、本稿では第 1 段階として、結び付けの規則をあらかじめ与えることとした。その理由は、複数の異なる結び付け規則で実験をすることで、規則の動作学習へ及ぼす影響に関する知見を得られると考えるからである。

• Case 7:

$\alpha = 2.0$ のデフォルメ動作を提示。 $165 < \beta$ のときに「much more」、 $130 < \beta \leq 165$ のときに「more」、 $\beta \leq 130$ のときに「a bit more」という注意的言語表現を使用。

• Case 8:

$\alpha = 2.0$ のデフォルメ動作を提示。 $180 < \beta$ のときに「much more」、 $160 < \beta \leq 180$ のときに「more」、 $\beta \leq 160$ のときに「a bit more」という注意的言語表現を使用。

各 Case の β の閾値は、今までの実験結果から得た知見を元に主観的に筆者が決めた。

Fig. 6 と Table 3 が示すように、実験 2 の結果からは、本稿の提案手法を用いた場合、以前の手法と比較して、注意的言語表現が動作学習の向上により貢献していることが確認できた。ただし、Case 3 と 7 の間、3 と 8 の間で、明確な有意差（最高でも $p = 0.14$ ）を確認できたわけではないので、

提案手法 2 を用いた注意的言語表現の提示手法が、動作学習の向上の因子であるとは断定することはできなかった。

また、Case 3 と 7 間の p の値と 3 と 8 間の p の値が異なること、Case 7 と 8 間の値が $p = 0.37$ であることから、 β の値に応じてどのように注意的言語表現をアサインするかによって、動作学習への影響が異なることが示唆される。

5. おわりに

われわれは、知的で効率的に動作をコーチするロボットシステムの実現という例を通して、デフォルメ動作と注意的言語表現の統合手法を提案手法 1 として示した¹⁰⁾。その手法では、原始シンボル空間上のスカラーパラメータを用いて統合のコントロールを実現した。しかしながら、注意的言語表現に関する手法がプリミティブであったこともあり、その言語表現が動作学習の向上因子であるかを結論することができなかった。

提案手法 2 では、被験者によって注意的言語表現に対する感覚が異なることが要因との仮説をたてた。その仮説を検証するために、模倣ターゲット動作とプレーヤの模倣動作の距離 β というパラメータに応じて、あらかじめ用意した 3 つの注意的言語表現から動作コーチング時に使用する表現を選ぶという手法を提案した。提案した手法の有用性を評価し、仮説を検証するために、提案手法を使用したロボットコーチングシステムを用いて、テニス初心者にはフォアハンドスイングをコーチする実験を行なった。その結果、実験 1 の結果 (3 章の Table 2 の Case 3 vs. Case 4 の $p = 0.48$) と、第 4 章の Table 3 の Case 3 vs. Case 8 の $p = 0.14$ という結果の比較をもって、提案手法 2 による注意的言語表現の使用が、より動作学習の向上に貢献していることを確認できた。しかし、 β で注意的言語表現をコントロールする手法には有用性はあるが、第 4 章の実験結果 (Case 3 vs. Case 8) が $p = 0.14$ という値をとることから、有意差の確認をもって動作コーチングに貢献しているとは結論することはできなかった。

β と注意的言語表現の結び付け規則の変化が、つまり、第 4 章の Case 7 や 8 で用いられた β の閾値の変化が、動作学習の結果に影響を及ぼす可能性があることを、Fig. 6 と Table 3 に示された結果から読み取れる。そして、被験者ごとに最適化された結び付け規則が必要であるとの仮説を導くことができる。選択肢が多く特定が困難なために、注意的言語表現を選択するための β の閾値を、本稿ではあらかじめ与えた。今度は逆に、人間がロボットにデフォルメ動作と注意的言語表現を用いて動作コーチングする実験をすることで、人がどのようにデフォルメ動作と注意的言語表現を統合するかの知見を得ることができると考える。そして、その結果をロボットコーチングシステムにフィードバックしていく予定である。

今後はパラメータ表現を 3 次元上に拡張して、定性的に体のどの部位の動作を、定量的にどの程度、修正するべきかを評価し言語表現化する手法の研究を進める。本稿では運動情報として関節角度のみを扱っているが、提案手法は感覚情報

も統合することが可能であり¹¹⁾, 感覚情報を言語表現化して動作コーチングに用いるシステムの研究を進める. 現在は α と β で別々に運動と言語表現をコントロールしているが, 今後は複数のパラメータの統合による運動感覚情報と言語表現のコントロール手法を目指す. 最終的には, 「もっとゆっくりと, 右足から左足に体重を移動するように, もっと大きく右手を振って」のような, 明確な言語化が容易でない, 曖昧な運動感覚情報を言語化する手法をパラメータ表現でコントロールすることを目指す.

謝辞 本研究は科研費(22120517)および, 大川情報通信基金の研究助成を受けたものである.

参 考 文 献

- 1) J. Fasola and M. Mataric: Robot exercise instructor: A socially assistive robot system to monitor and encourage physical exercise for the elderly, *Proc. 19th IEEE International Symposium in Robot and Human Interactive Communication*, 416/421 (2010)
- 2) A. Bruderlin and L. Williams: Motion signal processing, *SIGGRAPH*, 97/104 (1995)
- 3) C. Rose, M. Cohen and B. Bodenheimer: Verbs and adverbs: multidimensional motion interpolation, *IEEE Computer Graphics and Applications*, **18**-5, 32/40 (1998)
- 4) K. Hoshino: Interpolation and extrapolation of repeated motions obtained with magnetic motion capture, *IEICE Trans. Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, **E87-A**-9, 2401/2407 (2004)
- 5) N. Iwahashi: Robots That Learn Language: A Developmental Approach to Situated Human-Robot Conversations, N. Sankar (Ed.), *Human-Robot Interaction*, 95/118, I-Tech Education and Publishing (2007)
- 6) W. Takano and Y. Nakamura: Integrating whole body motion primitives and natural language for humanoid robots, *Proc. International Conference on Humanoid Robots*, 708/713 (2008)
- 7) T. Inamura, H. Tanie and Y. Nakamura: From stochastic motion generation and recognition to geometric symbol development and manipulation, *Proc. International Conference on Humanoid Robots*, 1b-02 (2003)
- 8) T. Inamura and T. Shibata: Geometric proto-symbol manipulation towards language-based motion pattern synthesis and recognition, *Proc. Int'l Conf. Intelligent Robots and Systems*, 334/339 (2008)
- 9) A. Bhattacharyya: On a measure of divergence between two statistical populations defined by their probability distributions, *Bulletin of the Calcutta Mathematical Society*, **35**, 99/109 (1943)
- 10) K. Okuno and T. Inamura: Motion coaching with emphatic motions and adverbial expressions for human beings by robotic system: Method for controlling motions and expressions with sole parameter, *Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 3381/3386 (2011)
- 11) T. Inamura and K. Okuno: Estimation of other's sensory patterns based on dialogue and shared motion experiences, *Proc. IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots*, 617/623 (2009)

[著 者 紹 介]

奥 野 敬 丞

2001 年 State University of New York at Binghamton, Mathematics Major 卒業. 2007 年総合研究大学院大学複合科学研究科情報学専攻 5 年制博士課程入学. 現在に至る. 日本ロボット学会, IEEE 各学生会員.

稲 邑 哲 也 (正会員)

1995 年東京大学工学部卒業. 97 年度日本学術振興会特別研究員 (DC1). 2000 年同大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修了. 博士 (工学). JST CREST 研究員, 東京大学大学院情報理工学系研究科知能機械情報学専攻講師を経て, 現在国立情報学研究所および総合研究大学院大学複合科学研究科情報学専攻准教授. 確率的情報処理を利用したロボットの知能化などの研究に従事. 2003 および 2006 年人工知能学会全国大会優秀論文賞, 2008 年日本ロボット学会研究奨励賞. 人工知能学会, 日本機械学会, 電子情報通信学会, 日本ロボット学会, IEEE 各会員.