

身体動作の模倣における学習容易性に与える全習と分習の効果

○上西良知 中西弘明 榎木哲夫 (京都大学)

Effectiveness of whole and part method in motion imitative learning

*Y. Uenishi, H. Nakanishi and T. Sawaragi (Kyoto University)

Abstract— Imitating motion play an essential role in learning skills. In supporting imitative learning by using motion sensor, some experiments use whole method, and another experiments use whole method. However, the study for effectiveness of whole and part method in motion imitative learning has not been conducted and effectiveness of whole and part method is unknown. This paper proposed the part method using singular value decomposition, and researched an effectiveness of whole and part method in motion imitative learning for imitating the motion of throwing dart. Experimental results shows that plural difference can be modified by using whole method. On the other hand, only one difference can be modified by using part method.

Key Words: Whole method, Part method, Motion sensor

1 はじめに

人間が技能を獲得するプロセスには様々な形態が考えられるが、その中でも模倣を通じて他者から学習することは、人間の技能の獲得において本質的役割を演じている。そのため、動作の模倣を学習することは技能を獲得する足掛かりになると考えられる。近年においては、kinectなどのモーションセンサが普及しつつあり、モーションセンサを用いて動作データを収集し熟練者との差異を呈示することによって、運動学習を支援しようとする試みが行われている^{1,2,3)}。しかし、その差異を修正する際に、単に動作全体の差異を呈示し、全ての差異を一度に修正させようとするもの^{1,2)}と、差異のうち一部の差異に注目をさせ、少しずつ修正を進めることによって全体の修正をさせようとするもの³⁾が存在する。前者は全習法⁴⁾に相当し、後者は分習法⁴⁾に相当する。しかし、動作の模倣を課題とした場合に、両者の学習法による学習の効果や特徴の比較を行った研究は行われておらず、両者の学習法による効果や特徴の差異は明らかになっていない。

本稿では、学習支援システムの改良につなげるために、運動動作の模倣の学習において分習法と全習法のそれぞれの学習効果や特徴の差異を確認し、どのような場合にそれぞれの方法を用いるべきかを調査した。数理的な運動動作を分解方法として特異値分解を用い、分習法に利用するための方法を述べる。また、ダーツ投擲動作を対象に分習法と全習法を用いた動作模倣の教示を行い、その効果や特徴の差異を検証した。

本研究で実施した全ての実験では実験協力者に対して事前説明を行い、収集したデータの研究目的での使用と論文公表についてのインフォームドコンセントを得ている。

2 運動動作の分解方法と分習法

2.1 分習法と全習法

教育心理学の分野において、全習法と分習法と呼ばれる2種の対となる学習法が存在する⁴⁾⁵⁾。全習法は、学習しようとする課題の全体まとめて一度に行う、ということを繰り返し継続的に行う方法である⁴⁾。一方で分習法は、あらかじめ学習しようとする課題を部分へと分け、分けられた部分それぞれについて個別に学習を行う。その後、分けられた部分を統合して全体を形

成しようとする練習法である⁴⁾。全習法では学習課題全体を把握できるため、部分の学習のみを行う分習法に比較して学習に対する興味が失われにくくなる。また、部分に分けることなく同じ課題を繰り返し継続的に行うので、学習に一貫性が生まれるという利点もある。一方で、学習課題があまりに複雑であったり大量であったりする場合、課題の全体を一度にまとめて行うということ自体が困難になるという問題もある。それに対し、分習法では分けられた部分の個別の学習は複雑さが軽減され、より単純なものへと変化する。このため学習の容易性を高めることができる。その一方で、部分の個別の学習の単純さが増加することによって、学習に対する意欲が失われやすくなるという問題が発生する。さらに、分習法では分けられた部分を再び統合する必要があるが、その過程において部分同士が相反したり、影響を及ぼしあったりすることが考えられる。

運動学習で分習法を用いるためには、運動をいくつかの部分へと分解し、部分ごとの学習が行えるようにする必要がある。学習者と熟練者の動作データから分習法を用いて学習支援を行うシステムを構築することを考え、運動動作を数理的方法によって分割を行うことが必要であると考えられることから、特異値分解を用いて運動動作を分解し、分習法が行えるようにすることを考える。

2.2 特異値分解による運動動作の分解

2.2.1 特異値分解を用いた運動動作の特徴抽出

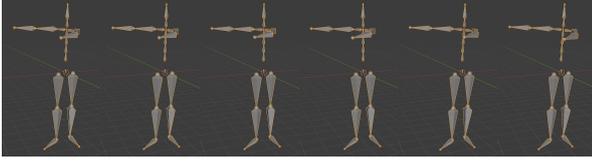
岡田ら⁶⁾は関節角時系列を列ベクトルとする行列に対して特異値分解を施している。これにより運動の特徴を抽出することができる。ただし、岡田らは関節角を1次元としている。この方法を一般化すると、ある動作における特徴を抽出する方法は次のように定式化できる。

動作における部位 k の姿勢時系列を $\mathbf{x}_{k,l} \in R^{n \cdot c}$ ($k = 1, 2, \dots, S, l = 1, 2, \dots, C$)と表現する。ここで S は観測を行う部位数であり、 C は部位 k の姿勢を表すために必要なパラメータ数である。次に部位 k の運動を以下のような列ベクトル $\mathbf{a}_k \in R^{n \cdot C}$ として表現する。

$$\mathbf{a}_k = [\{\mathbf{x}_{k,1}\}^T \{\mathbf{x}_{k,2}\}^T \cdots \{\mathbf{x}_{k,C}\}^T]^T \quad (1)$$



(0%) (20%) (40%) (60%) (80%) (100%)
Fig. 1: Motion of throwing dart



(0%) (20%) (40%) (60%) (80%) (100%)
Fig. 2: Motion of 1st mode of throwing dart

j 箇所の部位から作成した列ベクトル \mathbf{a}_k ($k = 1, 2, \dots, j$) を横に並べ、行列 D を作成する.

$$D = (\mathbf{a}_1 \mathbf{a}_2 \dots \mathbf{a}_j) \quad (2)$$

これに対し特異値分解を施し、

$$D = U \Sigma V^T \quad (3)$$

とする. Σ の対角要素である特異値を σ_i ($i = 1, 2, \dots, M$) とする. ここで, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_M \geq 0$ とする. また U の各列ベクトルは \mathbf{u}_i , V の各列ベクトルは右特異ベクトル \mathbf{v}_i であり, 互いに独立なベクトルである. 特異値と左特異ベクトル, 右特異ベクトルの第 i 番目の要素を第 i モードと呼ぶ. 特異値は全動作に対する各モードの寄与の大きさを表す. また, 左特異ベクトルは各モードの運動の特徴を表し, 右特異ベクトルは各部位に対する各モードの寄与の大きさを表す. 任意のモード i のみから再構成される D_i は

$$D_i = \mathbf{u}_i \sigma_i \mathbf{v}_i \quad (4)$$

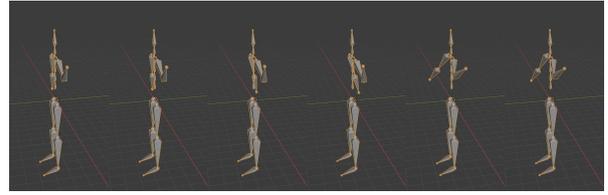
として求めることができる.

2.2.2 抽出される動作の特徴

ダーツの投擲動作を Fig.1 に示す. ダーツの投擲動作に対し, 特異値分解を施し, 第 1,2 モードのみから再構成される動作を Fig.2,3 に示す. 第 1 モードのみから再構成される動作は上半身をひねる姿勢を取っており, 体幹部分が揺れる動作が見られ「姿勢を制御する」機能に対応していると考えられる. に示す. 第 2 モードのみから再構成される動作について注目すると右腕と左腕が同期して動くような動作が表れており, 「ダーツを投げる」機能に対応していると考えられる.

2.3 特異値分解を利用した運動動作の分習法

運動動作に対して特異値分解を施すことによって運動を複数の部分へと分割することができる. しかし, 模倣による学習支援を行うためには熟練者と初心者の差異を呈示し, 修正方法を分かりやすく初心者理解させる必要がある. 初心者の動作データを D_A とし, 熟練者の動作データを D_B とし, 両者の動作の差異を各モードごとに比較する方法を示す. 初心者の動作データ D_A に対して特異値分解を用い



(0%) (20%) (40%) (60%) (80%) (100%)
Fig. 3: Motion of 2nd mode of throwing dart



(0%) (20%) (40%) (60%) (80%) (100%)
Fig. 4: Difference in motion replacing 1st mode

$$D_A = U_A \Sigma_A V_A^T \quad (5)$$

ここで得られた U_A, Σ_A を用いて, 熟練者の動作データ D_B を表現することを考える.

$$V_B = D_B^T U_A \Sigma_A^{-1} \quad (6)$$

なる行列 V_B を用いることによって,

$$D_B = U_A \Sigma_A V_B^T \quad (7)$$

のように D_B を表現することができるようになる.

第 i モードの動作の特徴を比較する場合には, 第 i モードに対応する左特異ベクトル, 固有値, 右特異ベクトルを用いることによって

$$D_{A_i} = \mathbf{u}_{A_i} \sigma_{A_i} \mathbf{v}_{A_i} \quad (8)$$

$$D_{B_i} = \mathbf{u}_{A_i} \sigma_{A_i} \mathbf{v}_{B_i} \quad (9)$$

として計算を行い両者の第 i モードの動作を比較することができるようになる. しかし, 第 i モードのみ動作の差異を呈示するだけでは, 全体の動作がどのように変化するかを理解することは容易ではない. そこで, 第 i モードの右特異ベクトルのみを熟練者のものに置き換え, その他のモードについては初心者の動作のものを足し合わせることによって, 全体の動作がどのように変化するかを確認することができるようになる.

$$D_{A_{i \text{ changed}}} = \mathbf{u}_{A_i} \sigma_{A_i} \mathbf{v}_{B_i} + \sum_{n \neq i} \mathbf{u}_{A_n} \sigma_{A_n} \mathbf{v}_{A_n} \quad (10)$$

各モード ($i = 1, 2, \dots, n$) について, 上記の方法を用いて動作の差異を修正することを繰り返すことによって, 全体の動作を修正するような分習が行えるようになる.

3 分習法と全習法を用いた動作模倣の教示実験

学習動作の模倣の学習における分習法と全習法の効果の差異を検証することを目的とし, ダーツの投擲動作を対象として動作模倣の教示実験を行った結果を示す.

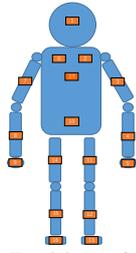


Fig. 5: Position of sensors

3.1 対象動作とデータ収集方法

本研究では非利き手によるダーツの投擲動作を対象としてデータを収集した。ダーツの矢は重量が18gのものを使用し、目標とする的は距離が2.3m高さが1.7mとなるように設置し、被験者には設置した的の中心を狙って投球するように指示を行った。

投擲を開始する前の姿勢として、足の配置、ダーツの把持方法を指示し、データ収集を行った。動作データの収集にはモーションキャプチャー装置であるAxis Neruonを用いた。センサはFig.5のように頭、両肩、両上腕、両前腕、両手甲、背中、腰、両大腿部、両下腿部、両足甲の17か所に装着し、測定を行った。姿勢データ収集のサンプリングレートは120Hzとした。

動作者は熟練者1名、初心者6名で、いずれも利き手が右手で利き目も右眼の男性大学院生であった。以後、熟練者1名を熟練者P、初心者6名を初心者A, B, C, D, E, Fと表記する。

初心者の投擲は非利き手で15回行った。一方、熟練者の投擲は利き手で15回行った。

初心者、熟練者ともに1回のダーツの投擲動作は、静止した状態から腕を引き始める瞬間から、ダーツを手から離し腕を振り切った瞬間までとした。

3.2 教示に用いる動作データの生成および提示

3.2.1 教示に用いる動作データの生成

データ収集の際には複数回の動作データを得たが、三嶋ら⁷⁾の方法を用いて各試行間の類似する特徴を抽出し、それを基準動作として用いることとした。

初心者Aおよび熟練者Pの基準動作のそれぞれに対して式(5), (7)にしたがって行列 D_{A1st} および行列 D_P を作成した。ただし、熟練者の動作データは右手での投擲が行われていたので、事前に左右を反転させる処理を行ったものを利用した。

これらの動作データ行列に対し特異値分解を施し

$$D_{A1st} = U_A \Sigma_A V_A^T \quad (11)$$

$$D_P = U_A \Sigma_A V_{P_A}^T \quad (12)$$

となるよう V_{P_A} を算出する。ここで

$$D_{A_1} = \mathbf{u}_{A_1} \sigma_1 \mathbf{v}_{P_{A_1}} + \sum_{i=2}^M \mathbf{u}_{A_i} \sigma_i \mathbf{v}_{A_i} \quad (13)$$

$$D_{A_2} = \mathbf{u}_{A_1} \sigma_1 \mathbf{v}_{A_1} + \mathbf{u}_{A_2} \sigma_2 \mathbf{v}_{P_{A_2}} + \sum_{i=3}^M \mathbf{u}_{A_i} \sigma_i \mathbf{v}_{A_i} \quad (14)$$



Fig. 6: Method of showing the difference of motion

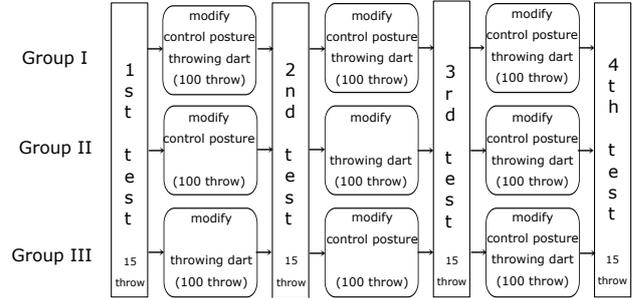


Fig. 7: Sequence of practice

$$D_{A_{12}} = \mathbf{u}_{A_1} \sigma_1 \mathbf{v}_{P_{A_1}} + \mathbf{u}_{A_2} \sigma_2 \mathbf{v}_{P_{A_2}} + \sum_{i=3}^M \mathbf{u}_{A_i} \sigma_i \mathbf{v}_{A_i} \quad (15)$$

となる動作データ行列 $D_{A_1} D_{A_2} D_{A_{12}}$ を新たに構成する。このようにして生成された $D_{A_{12}}$ をお手本の動作とし、初心者はこの動作を模倣することを目標とする。 $D_{A_{1st}}$ と D_{A_1} の差異を呈示することで「姿勢を制御する」モードの動作の修正方法を、 $D_{A_{1st}}$ と D_{A_2} の差異を呈示することで「ダーツを投げる」モードの動作の修正方法を呈示することができる。

3.2.2 動作データの提示方法

4.1.1節で生成した動作と、元々の初心者のデータの提示にはオープンソース3DCGソフトウェアであるBlenderを用いた。両者の動作を骨盤の中心位置を基準として重ね合わせて表示することによって、両者の動作の差異をわかりやすくすることとした。Fig.6に示すように初心者はこの3DCGを任意の方向から確認ことができ、再生や一時停止、任意のコマまでのスキップが行えるようにした。

3.3 分習法と全習法による教示実験

本実験では、初心者A, Bを動作全体を模倣しようとする全習法を用いるグループIに、初心者C, Dを「姿勢を制御する」モードの動作の修正方法を学んだ後「ダーツを投げる」モードの動作の修正方法を学ぶ分習法を用いたグループIIに、初心者E, Fを「ダーツを投げる」モードの動作の修正方法を学んだ後「姿勢を制御する」モードの動作の修正方法を学ぶ分習法を用いたグループIIIに割り当て、同じ総投擲回数による模倣の練習を行い、その動作の変化を確認した。練習の流れをFig.7に示す。

3.3.1 結果と考察

初心者の動作が教示の過程でどのように動作が変化したのかを分析する。今回の実験においては各モードによる分習を実施していることから、各モードの動作の変化を確認する必要があると考えられる。教示実験前にあらかじめ測定した動作データを D_{1st} とし、教示中に測定した動作データを D_n とする。

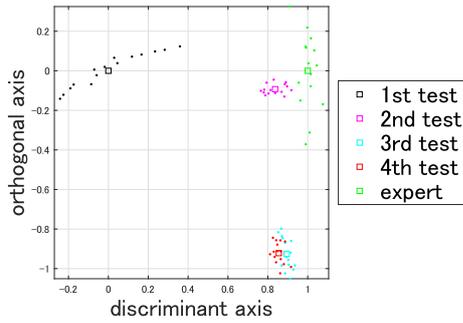


Fig. 8: Change of A's motion of 'control posture' mode

$$D_{1st} = U_{1st} \Sigma_{1st} V_{1st}^T \quad (16)$$

$$D_n = U_{1st} \Sigma_{1st} V_n^T \quad (17)$$

となるように右特異行列 V_n を求める. D_{1st}, D_n の表現において, U_{1st}, Σ_{1st} は共有されていることから, 各モードの動作の変化を反映しているのは右特異行列中の各列ベクトルである右特異ベクトルである. 右特異ベクトルの変化を確認することによって, 動作がどのように動作が変化したのかを判断することができる.

上記の方法で計算した右特異行列について, 非類似度に基づく多次元尺度構成法 (MDS) を用いてマッピングすることにより動作の変化を可視化する. 多次元尺度法によって, 各右特異ベクトルは類似したものが近くに配置され, 逆にそうでないものは遠くに配置される. しかし, 配置される座標の軸には意味がなく, 解釈をくわえてやる必要がある. 学習前の動作からお手本となる動作に近づく方向に判別軸 (discriminant axis) をとり, 判別軸に直交するように直交軸 (orthogonal axis) をとるようにマッピングされた図を回転させる. さらに, 学習前の基準動作を原点 (0,0), 熟練者の基準動作が (1,0) となるように座標の移動および拡大・縮小を施す. このようにすることによって, 教師動作方向への修正が行われるほど, 教師動作の近くにマッピングされることから, 判別軸の値が学習前の動作からどの程度お手本とする動作に近づいたかを判断する度合となる. また, 教師動作に近づくような修正とは異なる修正が行われると, 学習前の動作からも教師動作からも離れることから, 直交軸の値によって本来の修正と異なる修正がどの程度行われたかを確認することができる. 以下に示す動作の変化を可視化した図においては, 各回のテストにおける基準動作を四角印で, 各投擲動作を点印でプロットしている.

全習法における動作の変化 Fig.8,9 に初心者 A, B の「姿勢を制御する」機能に対応するモードの右特異ベクトル変化の様子を示す. 各被験者の判別軸の値は A が 0.83, B が 0.82 となっており, 教師動作に近づくように動作が修正されたことが分かる. このことから, 全習法を用いることによって「姿勢を制御する」機能を修正する学習は上手く行われていることを示している. また, 直交軸の値は A が -0.88, B が 0.38 となっていることから, 教師動作に近づくような修正とは異なる動作の修正が行われてしまったことが確認された.

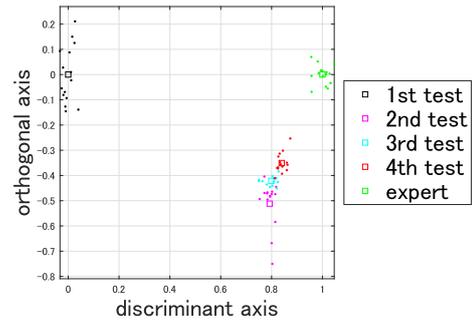


Fig. 9: Change of B's motion of 'control posture' mode

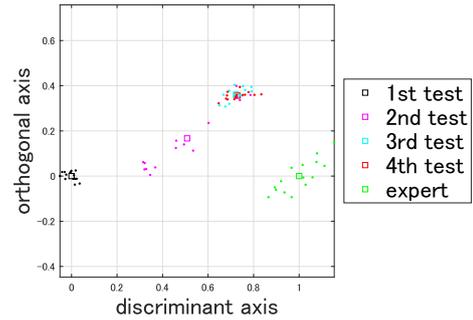


Fig. 10: Change of A's motion of 'throwing dart' mode

Fig.10, 11 に初心者 A,B の「ダーツを投げる」機能に対応するモードの右特異ベクトル変化の様子を示す. 判別軸の値は A が 0.72, B が 0.38 となっていることから「姿勢を制御する」機能に比べれば向上の度合は小さいものの, 全習法を用いることによって「ダーツを投げる」機能の動作も学習が行われていることを示している. また, 「ダーツを投げる」機能の動作についても直交軸の値は A が 0.38, B が -0.41 となっていることから, お手本から離れる方向への動作の変化もおこってしまっていることが確認された.

分習法において 1 度目に練習した機能の動作の変化 Fig.12,13 に初心者 C, D の「姿勢を制御する」機能に対応するモードの右特異ベクトル変化の様子を示す. ま

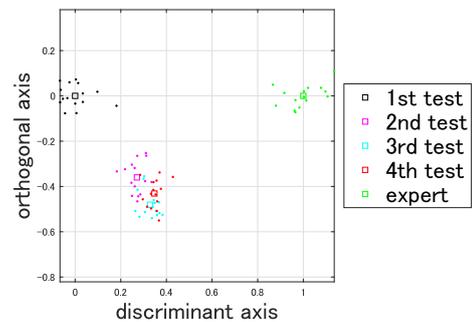


Fig. 11: Change of B's motion of 'throwing dart' mode

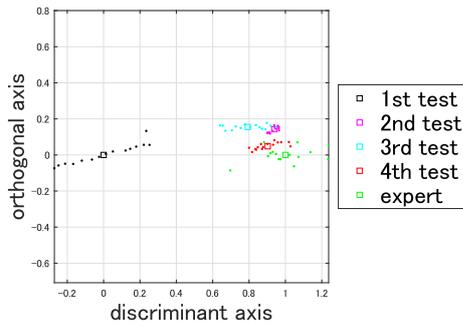


Fig. 12: Change of C's motion of 'control posture' mode

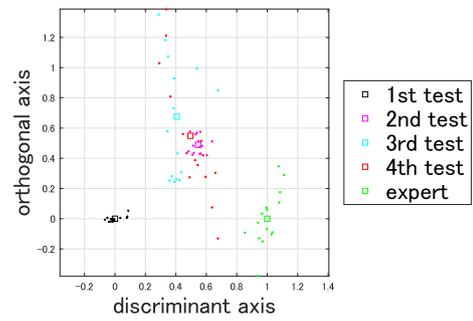


Fig. 14: Change of E's motion of 'throwing dart' mode

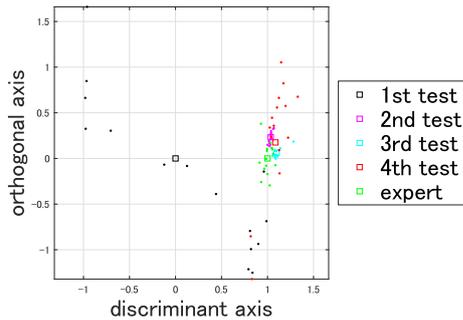


Fig. 13: Change of D's motion of 'control posture' mode

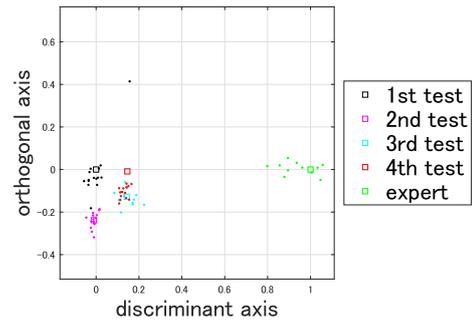


Fig. 15: Change of C's motion of 'throwing dart' mode

た、Fig.14 に初心者 E, F の「ダーツを投げる」機能に対応するモードの右特異ベクトル変化の様子を示す。これらは分習法を用いたグループ II, III において最初に練習した機能である。グループ II の「姿勢を制御する」機能に対応する右特異ベクトルは熟練者のものに近づいており、判別軸の値が C は 0.95, D は 1.08 となっていることから、グループ I よりも学習が進んだものと思われる。またグループ I に比べて直交軸の値が小さくなっていることから、「姿勢を制御する」モードの動作の学習はより正確に行われたと考えられる。

また、グループ III の「ダーツを投げる」機能のみの学習について確認をする。初心者 F は学習前の試行が配置されている座標が大きく散らばっており、試行間の誤差が大きかったことが推測され、効果の確認に含めていない。初心者 E の 2nd test での判別軸の値は 0.58 であり、グループ I の 2nd test の判別軸の値 (A:0.5, B:0.25) と比較すればやや大きい値となっている。そのため、グループ III においてもグループ I よりも学習が進んでいたものと考えられる。

グループ II とグループ III の両方について、初心者 C の 4th test を除いて、2nd test の右特異ベクトルの位置と 3rd test 以降の右特異ベクトルの位置がほぼ同じ場所に存在していることから、1 度目に練習した機能の学習については効果が残り続けていることが読み取れる。

分習法において 2 度目に練習した機能の動作の変化

Fig.15,16 に初心者 C, D の「ダーツを投げる」機能に対応するモードの右特異ベクトル変化の様子を示す。また、Fig.17,18 に初心者 E, F の「姿勢を制御する」機能に対応するモードの右特異ベクトル変化の様子を示す。これらは分習法を用いたグループ II, III において

2 番目に練習した機能である。2nd test の右特異ベクトルと 3rd test 以降の右特異ベクトルの判別軸の値に注目する。グループ II, III ともに 2 回目の練習の前後で判別軸の値はほぼ増加していないことから、2 度目に練習した機能のモードの動作はうまく修正が進んでいなかったことが確認された。また、2 回目の練習前後でプロットされた座標について注目をする、2nd test とほぼ変わらない位置にプロットされていることが分かる。1 度目で練習したモードについても、3rd test 以降の右特異ベクトルは 1st test とほぼ変わらない位置にプロットされている。これらのことから、2 度目の練習以降の動作の変化は非常に乏しかったことが分かり、2 度目以降の練習に全く効果がなかったことが確認されたといえる。

また、最終的な学習の効果をグループ I のものと比較する。グループ II は 2 度目に「ダーツを投げる」機能を学習したが、「ダーツを投げる」機能の判別軸の値をグループ I と比較すると、その値は小さいことがわかる。また、グループ III は 2 度目に「姿勢を制御する」機能を学習したが、「姿勢を制御する」機能の判別軸の値をグループ I と比較すると、その値は小さいことがわかる。このことから、グループ I は 2 つの機能の動作の両方について学習が行われていることがわかる。

考察 教示による動作の変化を解析した結果、分習法については、1 度目に練習した機能の動作についてはよく模倣が進んでいたが、2 度目に練習した機能の動作についてはほぼ変化がおこっておらず模倣が進んでいな

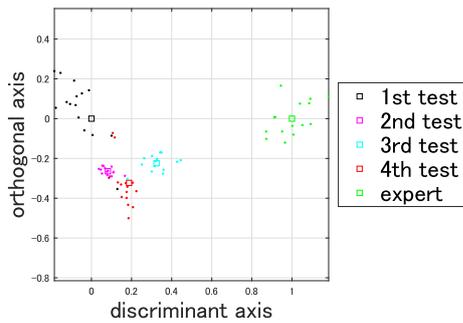


Fig. 16: Change of D's motion of 'throwing dart' mode

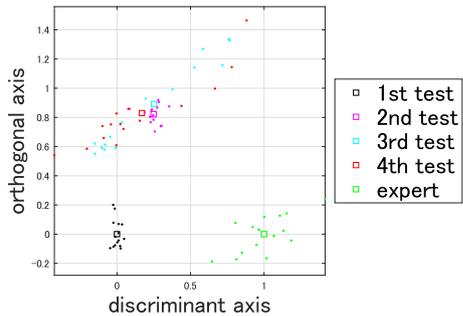


Fig. 17: Change of E's motion of 'control posture' mode

いことが確認された。一方で、全習法については程度に差はあったものの2つの機能の動作両方について模倣が進んでいることがわかった。このことから、複数の部分について学習を進める必要がある場合には全習法による学習が良いと考えられる。一方で、ある部分のみを学習する必要がある場合には運動を分解し、部分学習を行うことが良いと考えられる。

今回行った分習法において、1度目に練習した機能については、全習法に比べて良く模倣が行えている傾向がみられたことから、全体を学習するのに比べてその一部分のみを学習する方が容易である、ということが認められる。一方で、2度目以降の練習は動作に対してほぼ影響を与えていなかった。2度目の学習の際に、全ての被験者は動作の修正方法を理解はしているものの、学習をすることはできなかったといえる。このような現象が見られた原因としては、1度目の学習が2度目以降の学習を阻害した、というものが考えられる。このことは、心理学的な作用である順向抑制^{8,9)}という働きによって説明することができる。順向抑制

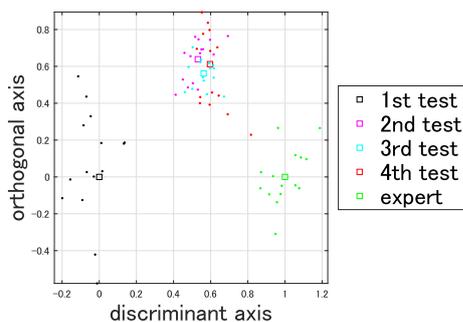


Fig. 18: Change of F's motion of 'control posture' mode

とは、先行事象が後行事象の記憶を妨げる作用のことである。順向抑制は先行事象の学習を保護しようとして無意識に発生する現象であり、今回の実験においても、1度目の学習を保護しようとして2度目以降の学習が阻害されたものと考えられる。

4 おわりに

本稿では、特異値分解を用いた運動動作の分習法を述べ、ダーツの投擲動作を対象として分習法と全習法による教示実験を行い、その効果や特徴を検証した。分習法を用いた教示では最初に学習したモードの動作は大きく改善されたが、後に行ったモードの動作の学習は効果が表れず模倣は進まなかった。それに対し、全習法では2つのモードの動作それぞれにおいて模倣が進んでいた。以上の結果より、技能や運動のパフォーマンス複数の部分に依存している場合や関係性が不明である場合には、複数の部分について学習を進める必要があることから全習法による学習が良いと考えられる。一方で、技能や運動のパフォーマンスがある1つの部分に大きく依存しており、その部分を学習するだけで効果が表れるような運動については分習法を用いることが良いと考えられることを示した。

今後は、より複雑な運動動作において分割された部分のうち、どの部分が影響が大きいのかを特定する方法を考えることによって、より効率的に学習を支援できるようなシステムを作成できる可能性があると考えている。また、単なる模倣から個人にあわせた探索への移行を考えることも今後の課題であると考えている。

参考文献

- 1) 田中佑典, 齊藤剛, モーションキャプチャを用いたダンス上達支援システムの開発, 第75回全国大会講演論文集, 2013, 1, 225-226.
- 2) 倉本到, 稲垣喜一, 渋谷雄, 辻野嘉宏, 仮想鏡: 学習者と教示者の動作の違いを明確にする動作学習支援システム, 2009, 研究報告エンタテインメントコンピューティング (EC), 2009, 26, 1-6.
- 3) 石井和喜, 曾我真人, 瀧寛和. モーションキャプチャシステムを利用した左右反転動作スキル習得支援環境の構築. 情報処理学会インタラクシオン, 2011.
- 4) Pechstein LA: Whole vs. part methods in motor learning. A comparative story. Psychol Monogr, 1917, 23(2): 80.
- 5) 石川 朗 (総編): 理学療法テキスト 神経障害理学療法学I. 中山書店, 東京, 2011, pp96-99
- 6) 岡田昌史, 中村仁彦 "脳型情報処理を行う力学系の多項式設計法とそのヒューマノイドの全身運動生成への応用", 日本ロボット学会誌, vol.22, no.8, pp.1050-1060, 2004.
- 7) 三嶋賢一, 金田さやか, 中西弘明, 榎木哲夫, 堀口由貴男 "特異値分解を用いた動作における個人間の類似と差異の抽出", 電子情報通信学会論文誌.A, 基礎・境界, vol.94, no.4, 2011.
- 8) Houston, J. P. 1981 Fundamentals of learning and memory 2nd ed. Academic Press, New York.
- 9) 辰野千寿 1973 学習心理学総説 金子書房, 東京.