

アクティブメディアを用いたコーチによるスキル伝達

藤 本 英 雄*¹ 佐 野 明 人*¹ 松 下 和 慶*²

Skill Transfer by Coach Using Active-Medium

Hideo Fujimoto*¹, Akihito Sano*¹ and Kazuyoshi Matsushita*²

In recent years, a lot of researches have focused on not only transferring human control strategy to robots, but also supporting unskilled men to improve their ability. In general, transferring motor skills from human to human via conventional media is very difficult. However, the physical assistance by the coach is effective for motor skill training and can accelerate learning. A robotic device can be considered as an active-medium which can provide accurate measurement of motion and physical assistance for human. In this paper, the skill transfer by the neural network-based virtual coach using the active-medium is discussed. The task for operators is to keep the virtual inverted pendulum from falling over. The trained neural network can successfully abstract the essential feature of coach and is adequately compensating for unskillful operation of learner. In the training experiments, the skill-up process is investigated and the effectiveness of proposed training method involving haptics is confirmed.

Key Words: Skill Transfer, Coach, Physical Assistance, Active-Medium, Neural Network, Inverted Pendulum

1. は じ め に

最近、人から人へのモータスキルの伝達が注目されている。ここで、モータスキルとは、人の神経系および筋骨格系が司る運動技能である[1]。このモータスキルは、その性格上、暗黙知的な側面が強く、知の源泉が意識の下に隠れていることから、本質的な意味での解明には時間を要する[2]。さらに、スキルが解明されたからといって、そのスキルを容易に伝達できるというものではない。

ロボティクス分野では、スキルの機械化あるいはロボット化が、知能ロボットの名のもとに研究されてきた[3][4]。ロボットの場合は、プログラミングなどにより人工的にスキルを移植すればよいが、人の場合は、自らが主体的にスキルを獲得する必要がある。すなわち、スキルをコピーするといったような伝達はできない。したがって、人から人へのスキルの伝達は容易ではなく、トレーニングに多くの時間と労力を要する。ここで、伝達に際して、媒体（メディア）が非常に重要な役割を担っているにもかかわらず、これまで、テキストやビデオなどの視聴覚に頼る従来型のメディアを使っていたことが問題であると考えられる。

近年、外科などの医療分野をはじめ各方面で、人工現実感の技

術を利用した仮想トレーニングが盛んに研究されている[5][6]。このような高臨場感体験は、身体の動きを直接的にイメージでできることから、かなりの効果が期待できる。ここで、モータスキルが運動技能であることを考えれば、力触覚を伴った形で動作教示することが必要となる。横小路は、ロボットを従来のメディアでは伝えられなかった人の運動作業知能の媒体と捉えることの重要性を指摘している[7]。

従来、スキルの解明が研究の中心であったが、上記の理由から、伝達の観点からモータスキルを研究することも必要である[8][9]。我々は、スポーツトレーニングをはじめ多くの場面で、手取り足取りの技能教示を経験し、それが効果的であることを身を持って知っているが、工学的にはほとんど検討されていない。そこで、本研究では、モータスキルの伝達、特にコーチが生徒に手取り足取り教える状況に着目して、動作の計測ならびに伝達を可能とする機械メディアシステムを開発するとともに、力介在型のトレーニング手法を提案する[10]~[12]。本システムは、能動的に働きかける媒体という意味で、「アクティブメディア」と呼ぶことにする。

2章では、タスクとして考えている倒立振子の安定化が、モータスキルの中でどのように位置付けされるかを説明する。また、アクティブメディア実験システムの概略と、注目しているコーチによる物理的アシストについて述べる。3章では、まず、人による倒立振子の安定化動作を計測・解析し、その特徴を明らかにする。特に、コーチおよび生徒の特性の違いを明確にする。次に、ニューラルネットワークを用いて、デモンストレーション時とコーチング時のコーチの制御特性をモデル化する。さら

原稿受付 1999年12月13日

*¹名古屋工業大学

*²トヨタ自動車(株)

*¹Nagoya Institute of Technology

*²Toyota Motor Corporation

に、アクティブメディアによる仮想的なコーチについて述べる。4章では、力介在型トレーニング実験とその結果について議論する。まず、平均安定化時間の比較から学習効果を定量的に評価する。さらに、支援学習中の動作解析を行い、その特徴について考察する。

2. 倒立振子の安定化と物理的アシスト

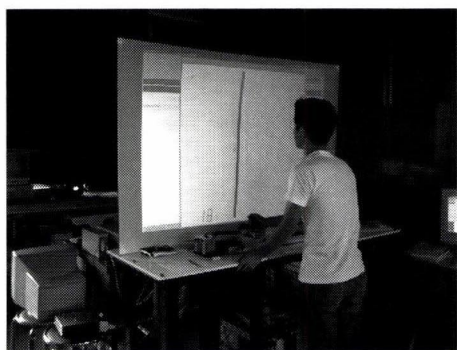
2.1 倒立振子の手動制御

伝達が望まれるモータスキルは、一般に高度で複雑なものであり、ゆえに伝達されればその価値が非常に高い。特に、生産現場での熟練技能や医療現場での外科手術などはその代表である。これらは、作業計画、運動計画といった上位レベルから運動制御といった下位のサーボレベルまで、高い能力が要求される。また、モータスキル全般に対して、普遍的な伝達法の開発が望まれるが、この分野の研究が始まったばかりであることを考えると、個々のスキルに対する検討から始めるべきだと考えている。

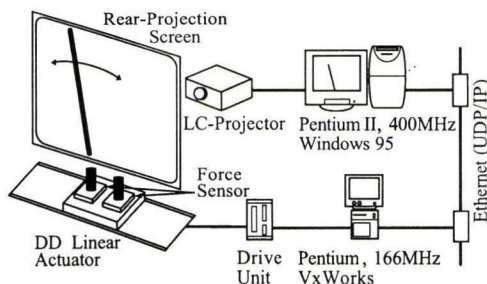
本研究では、人の運動制御特性に重点を置き、特にリズムカルな動作に着目している。そこで、適当な難易度を持つこととその遂行結果が客観的に評価しやすい点から、倒立振子の安定化をタスクとして取り上げる。倒立振子の安定化やジャグリングは、比較的良好に扱われるタスクであり、ある限定されたクラスに属するが、そこで得られた知見が他のクラスへ拡張できる可能性がある[13][14]。

2.2 アクティブメディア実験システム

本研究では、Fig. 1 (a) に示すような仮想倒立振子の安定化問題を取り上げる。また、Fig. 1 (b) にアクティブメディア実験システムの概略を示す。仮想倒立振子は、液晶プロジェクタ



(a) Photo of manual control



(b) Experimental setup (active-medium)

Fig. 1 Stabilization of virtual inverted pendulum

(EPSON, ELP-7100) によりスライダ上に乗っているように背面投射される。操作者は、ハンドルを握ってスライダを左右に操作することで、倒立振子の安定化を行う。本研究では、スライダとしてリニア DD モータ (NSK, ML-YA2) を使用した。位置検出を行うリニアレゾルバは $1 [\mu\text{m}]$ の分解能を持つ。

仮想倒立振子の運動は、スライダの動きの情報から、リアルタイム OS (Wind River Systems, Tornado) が搭載されたコンピュータ (Pentium, 166 [MHz]) 上で計算され、Windows コンピュータ (Pentium II, 400 [MHz]) 上で OpenGL により描画される。両コンピュータ間のデータ転送には、UDP/IP ソケット通信を採用した。

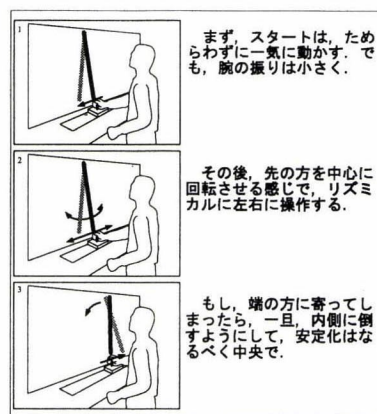
振子とスライダの仮想的なジョイントに働く水平抗力は、DD モータを推力制御することで実現した。また、スライダ上には二組の操作ハンドルと力センサが取り付けられており、二人でも操作でき、それぞれの操作力が独立に計測できる。なお、システムの諸元を Table 1 に示しておく。

2.3 コーチによる物理的アシスト

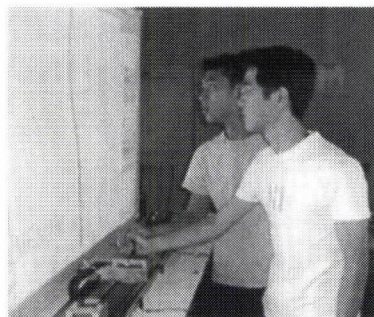
モータスキルは運動そのものが関与し、対象物との間で力触覚が絡むことから、視聴覚に頼るメディア (テキストやビデオ) だけでは、スキル伝達を行うのは困難である。例えば、Fig. 2 (a)

Table 1 Values of parameters of system

Linear DD motor		Virtual inverted pendulum	
Mass [kg]	7.95	Mass [kg]	0.25
Viscosity [Ns/m]	19.14	Viscosity [kgm^2/s]	0.05
		Length [m]	1.0



(a) Via conventional medium (textbook)



(b) Physical assistance involving haptics (coaching)

Fig. 2 Transferring motor skill from human to human

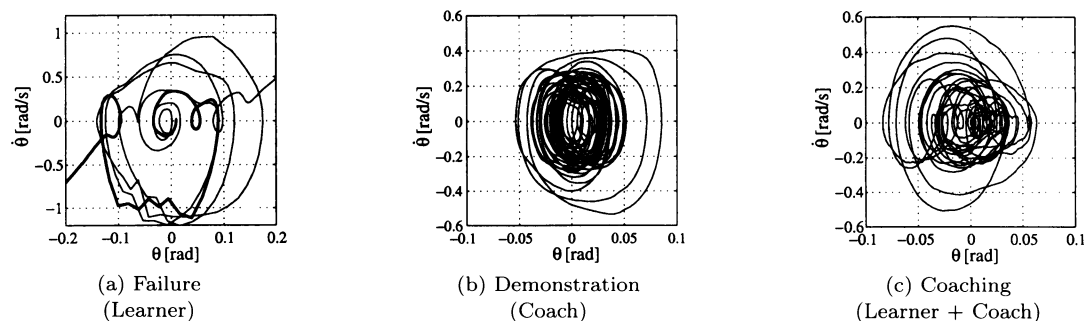


Fig. 3 Pendulum trajectories in phase space

に倒立振子の安定化マニュアルをイラストと文章で作成してみた。ここには、操作の上でポイントとなる事項が、意識レベルのコツとして分かりやすく説明されている。これに、コーチによるデモンストレーションをビデオで見ることができれば、動きのイメージを伝えることは可能となる。しかし、一般に「見るのとやるのとでは大違い」と言われるように、そこには大きなギャップがある。

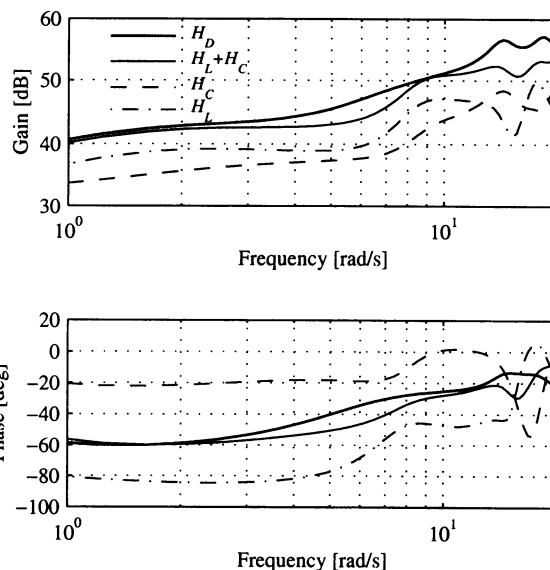
そこで、考えられるのが「手取り足取り」のトレーニングである。これにより、動作を直接覚えさせるため、テキストやビデオよりも効果的であると考えられる。Fig. 2 (b) にトレーニング形態の一例を示す。コーチ（グレーシャツ）が、生徒（ホワイトシャツ）の脇に立ち、手を取って動作の教示を行っている。

3. アクティブメディアを用いたスキル伝達

3.1 コーチおよび生徒の運動制御特性

本節では、倒立振子を安定化するときの人の制御特性について調べる。長さ 1 [m] の仮想倒立振子は、初期角度 0.035 [rad] で静止しており、操作力を加えることで実験がスタートするようになっている。スライダの左右ストロークは 45 [cm] であり、倒立振子の安定化には十分な長さである。しかし、初心者は、中央での安定化ができないため、操作する上でストロークが一つの制約となる。被験者として、熟練した（30 秒以上安定化できる）成人男子をコーチとして、また、3 秒程度しか安定化できない成人男子を生徒とした。

Fig. 3 に実験結果の一例を示す。Fig. 3 は倒立振子の挙動を位相面 ($\theta, \dot{\theta}$) に描いたものである。横軸に振子の垂直軸からの角度 θ を、縦軸に角速度 $\dot{\theta}$ をとっている。Fig. 3 (a) から (c) はそれぞれ生徒が二度失敗 ($|\theta| \geq 0.785$ [rad] の場合を失敗とする) したときの結果、コーチが単独でデモンストレーションをしているときの結果、および生徒にコーチングしているときの結果である。Fig. 3 (a) に示すように、生徒は安定化がまったくできておらず、すぐに倒れてしまっている。Fig. 3 (b) から分かるように、デモンストレーションの場合は、比較的きれいな閉軌道を描いており、何らかの要因でいったん振子が大きく傾いた場合でも、速やかに回復動作を行っている。また、動作自体がかなりリズムカルであった。Fig. 3 (c) から分かるように、コーチングによって生徒は安定化を実現している。しかし、スキルレベルの異なる二人による制御が並列的に行われているために、Fig. 3 (b) に比べて軌道に乱れが生じている。

Fig. 4 Frequency response (H_D , $H_L + H_C$, H_C and H_L)

次に、スペクトル解析法により周波数応答を求める。ただし、入力には振子の角度 θ 、出力は操作ハンドル下部の力センサで計測した力信号を採っている。基本的に左側のハンドルを使い、左側の力センサからコーチの操作力 f_d あるいは生徒の操作力 f_l が計測される (Fig. 1 (b) 参照)。ただし、コーチング時には、コーチは右側のハンドルを使用することになり、右側の力センサからコーチのアシスト力 f_c が計測される。

まず、ノンパラメトリックな連の検定 [15] を適用した結果、得られたデータの定常性が確認できた。そこで、Fig. 4 に推定結果を示す。図において、 H_D はデモンストレーション時のコーチの制御特性 (θ から f_d までの伝達関数) を示し、 H_C はコーチング時のコーチの制御特性 (θ から f_c までの伝達関数) を示しており、 H_L はコーチング時の生徒の特性 (θ から f_l までの伝達関数) を示している。ただし、コヒーレンシーを調べた結果、約 2~10 [rad/s] での精度が高いことが分かった (Fig. 5 に一例を示す)。

デモンストレーション時のコーチの特性 H_D に関しては、ゲインは 40~50 [dB] であり、位相遅れは -60~-20 度である。また、制御帯域は 1~1.5 [Hz] 程度である。これに対して、コーチング時の生徒の特性 H_L に関しては、 H_D と比べるとゲインがかなり低く、位相もかなり遅れている。すなわち、操作力が不

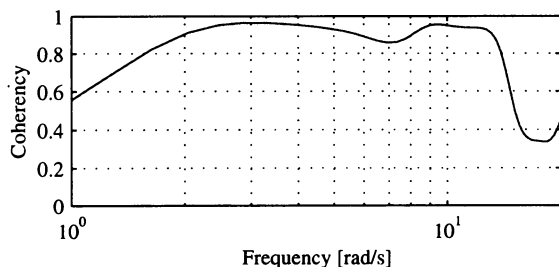


Fig. 5 Coherency

Table 2 Experimental condition of NN

	Demo (N_D)	Coaching (N_C)
Units	(6 5 1)*	(8 8 1)
Functions	Hidden: Sigmoid Output: Linear	
Sampling rate	100 [Hz]	
Learning algorithm	Backpropagation (BP)	
Number of training	1000	

* (In Hidden Out)

十分に動作も遅いことになる。一般に、人の行える動作は、一次もしくは二次の微分動作、一次の積分動作まで、また帯域幅は7~10 [Hz] 程度といわれている。

コーチは、このような生徒を相手にすることになり、必然的にデモンストレーションとコーチングで自己の特性を変えることになる。コーチング時のコーチの特性 H_C は、 H_D に比べて位相遅れが20~40度ぐらい小さくなっている。すなわち、コーチは、デモのときより素早い動作を行い生徒を支援し、適切な安定化に導いている。ここで、コーチング時において、角度 θ から生徒の操作力とコーチのアシスト力の合力 $f_l + f_c$ までの特性 $H_L + H_C$ を計算してみると、 H_D にほぼ一致している。

3.2 NN を用いたコーチの制御特性のモデル化

本節では、ニューラルネットワーク (NN) を用いて、デモンストレーション時およびコーチング時のコーチの特性をモデル化する [13]。デモンストレーション用の NN は、ある時刻の倒立振子とスライダの挙動に対して、コーチがどのような操作力を安定化のために加えているかという運動制御特性を学習させたものである。一方、コーチング用は、倒立振子とスライダの挙動と生徒の操作力に応じて、コーチがどのようなアシスト力を加えているかという支援特性を学習させたものである。Table 2 に NN の条件を示す。

まず、デモンストレーション用の NN (N_D) に関しては、ニューロン数を入力層 6、中間層 5、出力層 1 とした。また、中間層にはシグモイド関数を、出力層には線形関数を用いた。 N_D には、次のような入力群を採用した。

$$\{\theta(k), \dot{\theta}(k-5), \dot{\theta}(k), x(k), \dot{x}(k-5), \dot{x}(k)\}$$

ただし、 x , \dot{x} はそれぞれスライダの位置および速度である。また、50 [ms] (サンプリングタイム: 10 [ms]) 過去のデータ $\dot{\theta}(k-5)$, $\dot{x}(k-5)$ を入れている。さらに、操作力 $\bar{f}_d(k+1)$ を出力とする。

一方、コーチング用の NN (N_C) に関しては、次に示すように、生徒の操作力 $f_l(k-5)$, $f_l(k)$ を入力群に追加している。

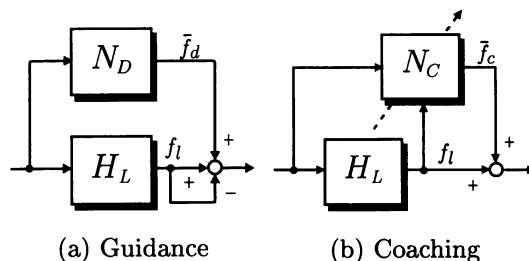


Fig. 6 On-line physical assistance by virtual coach

$$\{\theta(k), \dot{\theta}(k-5), \dot{\theta}(k), x(k), \dot{x}(k-5), \dot{x}(k), f_l(k-5), f_l(k)\}$$

また、入力層 8、中間層 8、出力層 1 とした。出力はコーチのアシスト力 $\bar{f}_c(k+1)$ である。コーチング用の N_C は、デモ用の N_D とは異なり、生徒の操作力も入力としている点が特徴である。これにより、生徒の操作に応じた動作が可能となる。

これらの NN の学習のために、デモンストレーションおよびコーチングにおいて、倒立振子を 15 秒間安定化したときのデータから、200 個のデータをランダムに選択し、学習データとした。そして、バックプロパゲーション法による 1,000 回の学習後、各状況でのコーチの特性をよく近似したニューラルネットワーク N_D , N_C を獲得した。

3.3 アクティブメディアによる仮想コーチ

メディアは情報の伝達媒体であり、伝え手の知識などが文字や映像として記録され、時間、空間を越えて別の人に伝えられる。提案するアクティブメディアでは、コーチの運動・動作知能がニューラルネットワークの形で記録され、その記録された動作知能が、力介在型の動作となって発現し、受け手である生徒に伝達される。

まず、 N_D を使ってデモンストレーション動作をアクティブメディアに記録し、Fig. 6 (a) に示すような形で、生徒がコーチのデモを体感できるガイダンス方式を考える。図において、 $+f_l$ は生徒がスライダに直接加える操作力である。これに対し、 $\bar{f}_d - f_l$ はスライダの推力として生成される (フル) アシスト力である。結果的に、スライダは力 \bar{f}_d を受けることになり、デモンストレーションの挙動を再現することになる。このガイダンス方式においては、生徒の動作やスキルレベルは考慮されていない。

次に、Fig. 6 (b) に示すような形のコーチング方式を考える。コーチング用の N_C をアクティブメディア実験システムに実装して実験を行った。実験の結果、実際のコーチングと同様に、生徒は 30 秒間の安定化が可能であった。また、Fig. 7 に得られたデータから推定した周波数応答を示す。Fig. 4 と比較して、対応するゲイン・位相特性がかなり近いことが分かる。したがって、コーチング動作が適切にアクティブメディアに記録されたことになる。生徒にとっては、仮想のコーチに教示を受けているような感覚となる。なお、本研究では、生徒の習熟度が上がった場合、再度実際のコーチによる指導を受けて N_C を更新する (この意味で、Fig. 6 (b) 中の N_C に破線の矢印を付けている)。コーチングでは、生徒の操作力に応じたアシストが可能であり、双方向性を有している。

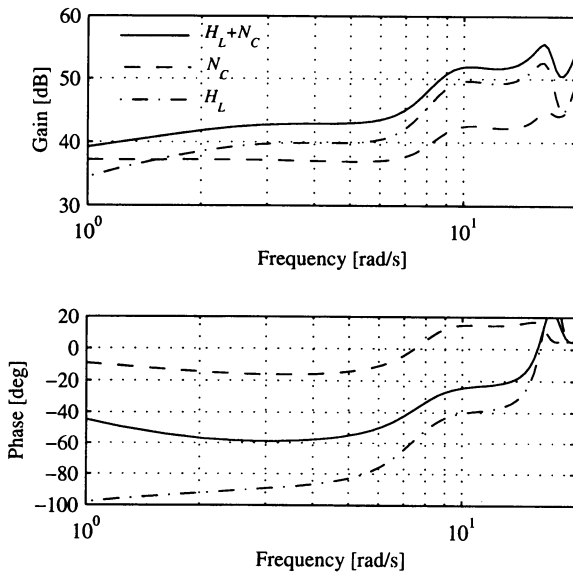
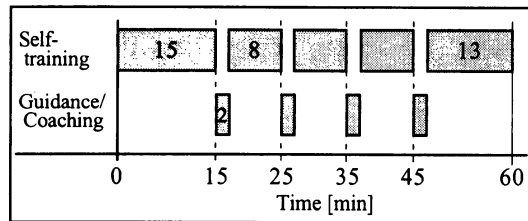
Fig. 7 Frequency response ($H_L + N_C$, N_C and H_L)

Fig. 8 Training schedule (group B, C)

4. 力介在型トレーニング

4.1 トレーニング実験条件

本章では、3章で示したアクティブメディアを用いたスキル伝達の有効性を実験的に検証する。実験では、倒立振子を2～4秒程度しか安定化できない成人男子45名を被験者とし、次の三つのグループに分けてトレーニングを行った。ただし、能力差がつかないようにグループ分けを行った。

- (1)グループ A (被験者 15名): 自主学习
- (2)グループ B (被験者 15名): ガイダンスによる支援学習
- (3)グループ C (被験者 15名): コーチングによる支援学習

グループ A に関しては、1時間通して、自主トレーニングを行ってもらう。ただし、コーチによるデモをビデオで見ることができる。グループ B, C に関しては、Fig. 8 に示すようなスケジュールに基づきトレーニングを行う。まず初めに15分間、生徒単独で操作する。このとき、スライダの推力は振子からの反力のみである。次に、2分間ガイダンスあるいはコーチングによる支援を受ける。このとき、 N_D あるいは N_C がコンピュータ内に実装されており、 $\bar{f}_d - f_i$, \bar{f}_c がスライダの推力として生成され、生徒に物理的アシストが加わる。その後、再び8分間単独で操作する。この10分間を1クールとし、1時間のトレーニングを行う。ここで、 N_C に関しては、被験者ごとに構築し、さらに習熟度が上がった場合には各クールごとに更新する方法

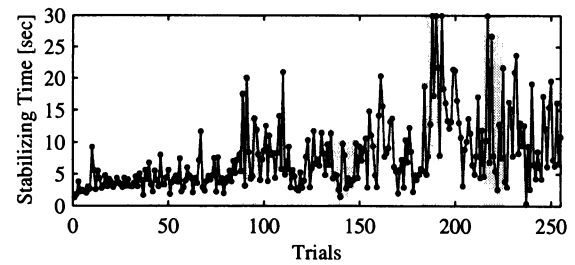
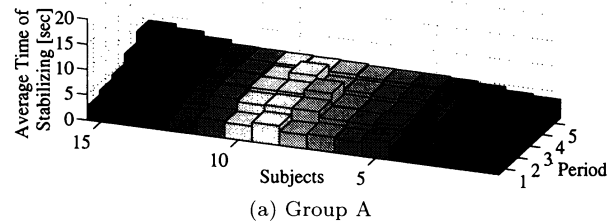
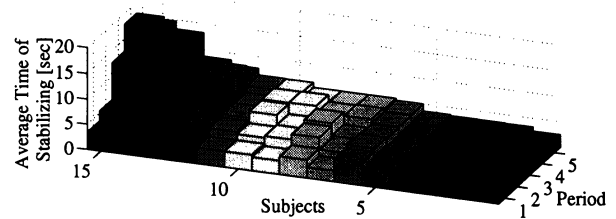


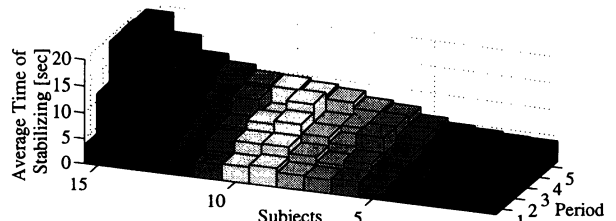
Fig. 9 Stabilizing time every trial (group C)



(a) Group A



(b) Group B



(c) Group C

Fig. 10 Average time of stabilizing every period

をとっている。なお、 N_D に関しては同一のものを使用する。

4.2 学習効果

本節では、学習効果を平均安定化時間に基づき考察する。ここで、Fig. 9 にグループ C のある被験者の各試行ごとの安定化時間を示す。縦軸に安定化時間を取り、横軸に試行回数をとっている。図中のハッチングはコーチング区間を示している。倒立振子の安定化動作はクリティカルな側面を持つため、1時間程度のトレーニングだと学習が進んだ後でも、安定化時間が大きく変動する。このことから、運動制御特性の変化を直接的に捉える必要があるが、適切な評価指標の開発ができておらず、現段階では平均安定化時間に基づく評価が適当ではないかと判断した。

Fig. 10 は、各クールごとの平均安定化時間を示している。Fig. 10(a) から (c) は、それぞれグループ A からグループ C の結果を示している。また、被験者は、第5(最終)クールでの

平均安定化時間の順に並べた。グループ A では、各被験者とも学習効果が上がっていない。また、グループ B およびグループ C でも、同様に学習効果が見られない被験者が何人かいる。このような被験者は、2~2.5 秒程度しか安定化できず、どうすればいいのかすら分からない様子であった。したがって、ガイダンスやコーチングにより導こうとしている安定化動作を吸収できずに、混乱する場面が見られた。

これに対して、ガイダンスあるいはコーチングを受ける前に、ある程度の操作感覚を身に付けた被験者に対しては、物理的アシストが効果を発揮している。個人差により学習効果が異なっているものの、各クールごとで平均安定化時間が増大しており、上達の度合いがアシストにより加速しているといえる。ガイダンスでは、洗練された動作を体感できるので、自らの動作をうまく誘導すれば、効率的な学習が可能となるが、そう簡単なことではない。一方、コーチングでは、生徒の動作やスキルレベルを考慮しているため、段階的な学習が可能となり、より多くの被験者が着実に平均安定化時間を伸ばしている [16]。これらの傾向は、Fig. 10 (b) と (c) から見てとれる。以上のことから、アクティブメディアを用いた物理的なアシストが、モータスキルのトレーニングに有効であることが分かった。

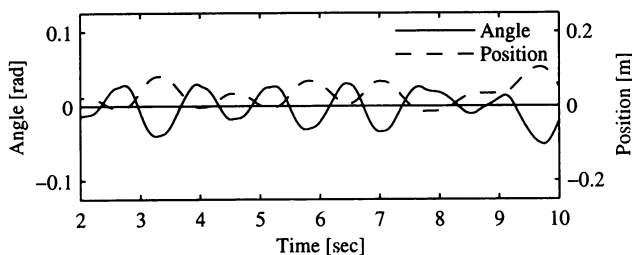
4.3 動作解析

本節では、最初に、ガイダンスおよびコーチングでの生徒とコーチの動作解析を行いその特徴を調べる。ただし、いずれも第 2 クールの場合を示す。まず、グループ B のガイダンスに関して調べる。Fig. 11 (a) は、倒立振子の角度 θ およびスライダの位置 x の時間変化の一例を示している。図から分かるように、振子の振れ角も小さく非常に滑らかにかつリズムカルに安定化できている。また、スライダ操作も無駄がなく、効率的な安定化となっている。Fig. 11 (b) は、そのときの生徒の操作力 f_l および N_D の出力 \bar{f}_d を示したものである。生徒は操作力をあまり加えておらず、ハンドルに手を添えただけの感じとなっ

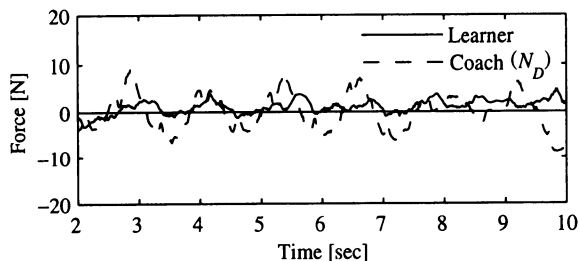
ている。ガイダンスによる支援学習では、この体感イメージを再現する操作力を生徒自ら生成できるかがカギとなっている。

次に、グループ C のコーチングに関して調べた。Fig. 12 (a) は、角度 θ および位置 x の時間変化の一例を示している。Fig. 11 (a) に比べて、振子およびスライダの動きが激しくなっている。Fig. 12 (b) は、そのときの生徒の操作力 f_l およびコーチのアシスト力 f_c を示している。Fig. 11 (b) と比べて分かるように、生徒は積極的に操作を行っており、そこには受け身の姿勢は見られない。生徒とコーチの力を比較してみるとかなり異なっているが、両者に関連性がないか調べてみた。Fig. 12 (c) は、力の一階微分の時間変化を示している。ただし、実線で示した生徒の値は、時間的に 150 [ms] 前にずらして描かれている。両者の比較から分かるように、その変化パターンがよく似ている。一見、滑らかさに欠ける動きとなっているが、このようなコーチング動作によって、段階的にスキルが獲得されていくと考えられる。

最後に、生徒の動作をオフラインで NN により学習させ、コーチングの前後でその NN の重みにどんな変化が現れているか調べてみた。ただし、NN の構造および入出力データなどの条件は、3.2 節で述べたデモと同じものを用いる。Fig. 13 にグループ C の被験者の一人の処理結果を示す。Fig. 13 (a) から (c) は、入力パラメータごとに図示されている。各図に対しておのおの

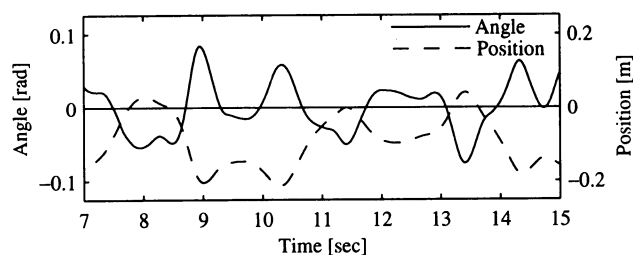


(a) Variations of angle and position

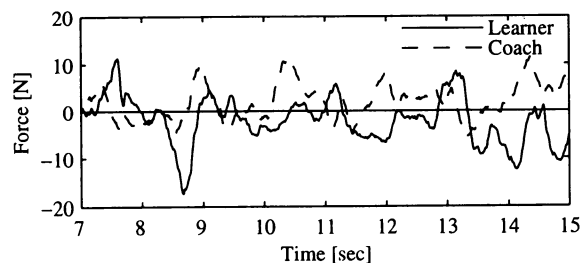


(b) Variations of forces

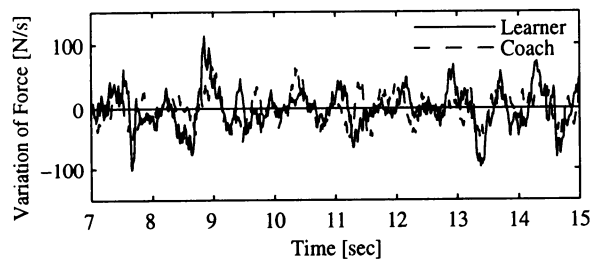
Fig. 11 Co-operation in guidance



(a) Variations of angle and position



(b) Variations of forces



(c) Differential of force

Fig. 12 Co-operation in coaching

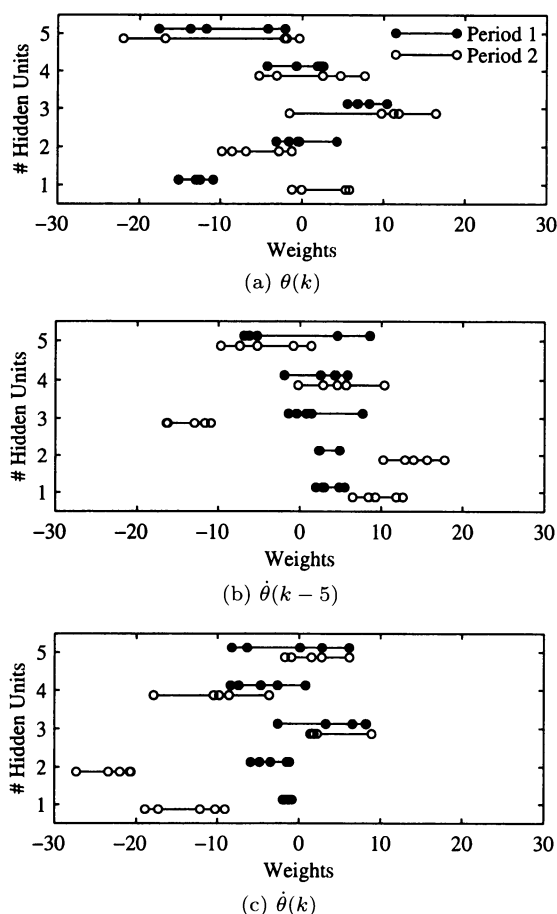


Fig. 13 Transition of weights

の入力と中間ユニットとの結合における重みがプロットしてある。●は最初のコーチング直前（第1クール）の5回の試行の値であり、○は直後（第2クール）の5回の試行の値である。ただし、学習後の重みを次回の初期値とした。これらは、2分間のコーチングが間に入っているものの、同一の被験者のかなり短い期間での連続した試行データであることから重みの遷移が見てとれる。

図から分かるように、コーチング前後（●と○）で重みの遷移範囲にあまり違いが見られない、すなわちオーバーラップしている箇所がある一方で、 $\theta(k)$ と第1、第2中間ユニットへの結合重みなど、劇的な変化が見られる箇所がある。これは、コーチングの影響によるものと考えられる。すなわち、コーチングを受けたことで、自主学习では見い出せなかった何らかの制御戦略が獲得された可能性がある。

5. 結 論

本研究では、モータスキルの伝達、特にコーチが生徒に手取り足取り教える状況に着目して、動作の計測ならびに伝達を可能とする機械メディアシステムを開発するとともに、力介在型のトレーニング手法を提案した。以下に得られた結果をまとめる。

- (1)モータスキルの説明は重要であるが、スキルが説明されたからといって、そのスキルを容易に伝達できるものではな

いので、伝達手法を開発することの必要性を指摘した。本研究では、基礎段階として、日常的に経験する手取り足取りの教示に着目し、動作の計測ならびに伝達を可能とする能動的なメディアシステムを開発した。また、タスクとして、難易度と客観的評価の点から倒立振子の安定化を取り上げ、主に人の運動制御特性に重点を置いた検討を行った。

- (2)人はリズムカルに倒立振子を安定化しており、振子がリミットサイクルに近い挙動を示すことを実験的に追試した。これには、人の制御特性の特異な性質が認められる。また、周波数応答から制御特性を解析し、コーチと生徒の特性の違いやコーチの特性が状況に応じて変化するなどの点を明らかにした。特に、コーチは素早い動作を行うことで生徒を支援し、適切な安定化に導いていることが分かった。
- (3)ニューラルネットワーク（NN）を用いて、デモンストレーション時とコーチング時のコーチの特性をモデル化した。学習された二種類のNNは、各状況でのコーチの特性をよく抽出しており、滑らかな動的安定化や生徒の未熟な操作を適切に補償することができた。提案するアクティブメディアでは、NNの形で記録されたコーチの動作が力覚を伴って発現し、生徒に物理的アシストを行うことができる。しかも、コーチング用のNNは、生徒の操作力に応じたアシストが可能であり、双方向性を有している。さらに、生徒の習熟度に応じてこれを更新することができる。
- (4)アクティブメディアを用いた力介在型のトレーニングを実現した。生徒の基本的な能力が前提となるものの、物理的なアシストがモータスキルのトレーニングに有効であることを実験的に示した。ガイダンスでは、洗練された動作を体感できるので、自らの動作をうまく誘導できれば、効率的な学習が期待できる。一方、コーチングでは、生徒の動作やスキルレベルを考慮しているため、段階的な学習が可能となり、着実にスキルが獲得される。
- (5)ガイダンスおよびコーチングでの生徒とコーチの動作解析を行い、その特徴を明らかにした。さらに、コーチング前後のNNの結合重みにコーチングの影響によるものと考えられる変化を確認した。

今後、有用な評価指標を開発し、安定化時間とともに総合的に学習効果を評価する必要があると考えている。

参 考 文 献

- [1] R.A. Schmidt: Motor Control and Learning (2nd edition). Human Kinetics Publishers, Inc. 1988.
- [2] 有本卓: “機械システムの知能化 I: ロボティクスの維持神話”, 日本ロボット学会誌, vol.12, no.1, pp.77-83, 1994.
- [3] H. Asada and S. Liu: “Transfer of Human skills to Neural Net Robot Controllers,” Proc. of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol.3, pp.2442-2447, 1991.
- [4] 特集: “熟練技能の解明とその機械化”, 計測と制御, vol.37, no.7, pp.453-494, 1998.
- [5] S. Kawamura et al.: “Development of A Virtual Sports Machine Using A Wire Drive System - A Trial of Virtual Tennis-,” Proc. of IROS, pp.111-116, 1995.
- [6] T. Yoshikawa and K. Henmi: “Virtual Lesson and Its Application to Virtual Calligraphy System,” Proc. of the 1998 IEEE In-

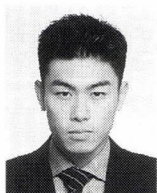
- ternational Conference on Robotics and Automation, pp.1275-1280, 1998.
- [7] Y. Yokokohji, R.L. Hollis and T. Kanade: "Toward Machine Mediated Training of Motor Skills-Skill Transfer from Human to Human via Virtual Environment-," Proc. of IEEE International Workshop on Robot and Human Communication, pp.32-37, 1996.
- [8] 横小路泰義, 河合雅信, 吉川恒夫: "振動と教師視覚提示を用いた運動技能伝達法の提案と基礎実験", 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, vol.4, no.2, pp.431-438, 1999.
- [9] D. Nakawaki, S. Joo and F. Miyazaki: "Development of a Coaching System Based on Trajectory Optimization," Proc. of 1998 Japan-U.S.A Symposium on Flexible Automation, vol.3, pp.1069-1076, 1998.
- [10] 佐野明人, 藤本英雄, 松下和慶: "コーチによる倒立振子安定化のためのスキル伝達", 第16回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp.653-654, 1998.
- [11] 佐野明人, 藤本英雄, 松下和慶: "コーチングによるモータスキルの伝達", ロボティクス・メカトロニクス講演会'99 講演論文集 (CD-ROM), 1A1-73-103, 1999.
- [12] A. Sano, H. Fujimoto and K. Matsushita: "Machine Mediated Training Based on Coaching," Proc. of the 1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp.1070-1075, 1999.
- [13] M.C. Nechyba and Y. Xu: "Human Skill Transfer: Neural Networks as Learners and Teachers," Proc. of the 1995 IEEE RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.314-319, 1995.
- [14] 吉川恒夫, 辻中尚宏, 山本稔: "倒立振子を用いた人間の技能の基礎的解析", 第43回システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集, pp.357-358, 1999.
- [15] J.S. Bendat, 得丸英勝ほか訳: ランダムデータの統計的処理, 培風館, pp.230-233, 1976.
- [16] 小俣透, 松平昌之, 井上謙: "力学的補助による段階的な学習方法", 日本ロボット学会誌, vol.16, no.8, pp.1069-1075, 1998.



藤本英雄 (Hideo Fujimoto)

1947年7月7日生。1970年名古屋大学工学部機械工学科卒業。現在, 名古屋工業大学教授, 工作・試験センター長を併任。生産システム, ロボットなどの知能化, バーチャルリアリティ・感性の工学などに興味を持つ。ASME 1998 Japan-USA Flexible Automation Symposium プログラム委員長。1997, 1998年 SICE 常務理事部門協議会議長。1997, 1998年日本機械学会評議員。1991, 1992年本学会誌編集委員。工学博士。

(日本ロボット学会正会員)



松下和慶 (Kazuyoshi Matsushita)

1974年9月7日生。1997年名古屋工業大学工学部機械工学科卒業。1999年同大学大学院工学研究科生産システム工学専攻博士前期課程修了。同年トヨタ自動車(株)入社。



佐野明人 (Akihito Sano)

1963年2月8日生。1987年3月岐阜大学大学院工学研究科精密工学専攻修士課程修了。同年4月岐阜大学助手。1992年10月電気通信大学助手。1994年10月名古屋工業大学機械工学科講師。1998年5月助教授となり現在に至る。ネットワークロボティクス, 人間—機械系の研究に従事。日本機械学会賞研究奨励賞受賞, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス部門賞(業績賞)受賞。日本機械学会, 計測自動制御学会, 日本バーチャルリアリティ学会の会員。博士(工学)。(日本ロボット学会正会員)