ヒトのスイング動作の解析とロボットへの移植

下 平 順*・天 岡 侑 己*・浜 谷 晋 輔*
武 内 将 洋**・平 井 宏 明*・宮 崎 文 夫*

Analysis of Human Swing Movement and Transferring into Robot

Jun SHIMODAIRA*, Yuki AMAOKA*, Shinsuke HAMATANI*,
Masahiro TAKEUCHI**, Hiroaki HIRAI* and Fumio MIYAZAKI*

Based on Generalized Motor Program, we analyzed the skill of human's table-tennis movement. We hypothesized that it can be divided into arm swing and translational movements by upper and lower body movements, respectively. We expressed 3D position of the racket by only one parameter resulted from the analysis using Principal Component Analysis. Body trunk position measurement attested the lower body plays the role of keeping fixed relative-position between the ball and the body trunk at any hitting time. By applying human skills in upper and lower body movements, we could make the robot properly play table-tennis with a human.

Key Words: generalized motor program, human motor skill transfer, principal component analysis

1. はじめに

予測不能あるいは時々刻々と変化する環境下では、適切な運動を適切なタイミングで実行するために、正確な運動制御を遂行するための運動スキルとともに、環境情報を的確に読み取る認知的スキルも必要となる。Schmidt らは、これらのスキルを要するタスクとして対戦相手の将来的な動きが予測しがたい状況で行なわれるスポーツ競技などをあげている¹⁾。優れた卓球プレーヤーは、時々刻々と変化するボールの状態に適切に反応する。ボールの飛行特性を左右する要素（スピード・方向・軌跡・スピン・反発特性）や相手の位置取りなどに応じて打ち方も変化するため、厳密にいえばすべての動作が以前に行なったものとは異なる。それにもかかわらず、熟練者のスイングパターンは、十分練習した動作を再現しているかのように、素晴らしい型と美しさを備えている。この事実を説明するために Schmidt らが提唱した GMP (Generalized Motor Program) 仮説では、長期記憶に格納されているスイングパターンが基となり、環境の変化に応じて運動のスピードやスケールといったパラメータのみが修正されると考える²⁾。

著者らは、この仮説に基づき、卓球ロボットのセンシング情報とコマンド情報の関係を入出力マップとしてデータベース

に逐次記憶し、オンラインで運動を計画し実行する手法を提案した³⁾。また、ボールを思いどおりの位置に打ち返すスキルをロボットが単独で学習することが可能であることを示した。このアプローチでは、飛来するボールのスピードや方向が変化すれば、スイングパターン自体も変化する。一方 Tyldesley らは、卓球のフォアハンドドライブにおけるスイングパターンは、上級者になればなるほど同一パターン化されており、スイングの開始の位置やタイミングだけが飛来するボールに合わせて調整されていると報告している⁴⁾。この仮説どおりであれば、卓球の返球タスクを実現するための別の形のスキルがあり得る。すなわち、同一パターン化されたスイング動作そのものが熟練者の獲得したスキルに直結することから、ヒトが学習的に獲得したスイング動作をロボットに移植するアプローチが考えられる。

ところで近年、観察したヒトの動作をロボットが実現可能な動作で近似表現するヒトの見真似を利用した戦略を実現するさまざまな手法が提案されている。Mataric らは、主成分解析 (PCA) あるいは拡張した ISOMAP アルゴリズムを用いてヒトの動作を解析し、関節軌道として表現される運動ブリミティブを抽出するとともに、それをロボットの運動生成に利用した^{5), 6)}。一方中西らは、安定なアトラクタをもった自律的な非線形力学系を用いて基本的な運動パターンを表現し、統計的学習手法により人間の模範動作の高速な学習を行なう手法を提案した⁷⁾。また Ude らは、中西らの手法を基盤としてさまざまなタスクへの応用可能性を示した⁸⁾。さらに Matsubara らは、中西らの手法を拡張し、複数のデモから基本運動パターンを学習する方法を提案した⁹⁾。これらの手法は、ヒトの動作をロボットに移植するアプローチを支える基

* 大阪大学大学院基礎工学研究科 豊中市待兼山町 1-3

** 明石工業高等専門学校一般科目 明石市魚住町西岡 679-3

* Graduate School of Engineering Science, Osaka University, 1-3 Machikaneyama-cho, Toyonaka

** General Studies, Akashi National College of Technology, 679-3 Nishioka, Uozumi-cho, Akashi

(Received December 17, 2010)

(Revised September 20, 2011)

盤となりつつある。ただし、同様の手法を用いて卓球の返球タスクを試みた Muelling ら¹⁰⁾も指摘しているように、返球タスクにはスイング動作の実装だけでなく、打撃時刻、打撃位置などの文脈情報を予測・決定する認知的スキルの実装も欠かせない。ヒトの運動スキルと認知的スキルを同時にロボットに移植する方法が望まれるが、その方法を示した例はほとんどない。

本論文では、認知的スキルと運動スキルのいずれも欠かすことのできないタスクとして卓球ラリーにおける返球タスクを取りあげる。特に、スイング中のラケット中心（手先位置）の3次元位置の軌道に注目する。GMP 仮説における長期記憶としての運動パターンを主成分分析¹¹⁾を用いてヒトの動作から抽出し、それをパラメータ化して一般化するとともに、環境の変化に応じたパラメータの調整や運動パターン発生のタイミング決定の方法についてもヒトの動作から抽出する。また、これらの抽出された認知的スキルと運動スキルをロボットに移植し、返球タスクおよびヒトとの卓球ラリーが実現できることを示す。

まず2, 3章では、身体多くの自由度を協調的に操作して実現されるヒトのスイング動作を、下肢による胴部の水平面内の並進移動と上肢による胴部に対する手先位置の3次元空間移動に分けて解析する。3人の熟練者に対して行なったスイング動作の主成分分析から、上肢による胴部に対する手先位置の3次元位置空間移動が唯一のパラメータで近似的に表現できることを示す。また、これらの熟練者の中で Tyldesley らの定義した上級者のパフォーマンスを示した1名について下肢の運動を解析し、ボールの打撃時の胴部に対する手先位置が飛来するボールのコースや高さに依らずほぼ一定となるように胴部の並進移動が行なわれていることを示す。4章では、ヒトのスイング動作から抽出した返球タスクを実現するための認知的スキルと運動スキルのロボットへの移植について述べる。ロボットは、水平面内の並進移動に関する2自由度とヒトの上肢に対する3自由度の計5自由度を有している。スイング動作を下肢と上肢に分離して得られた結果を利用することにより、ヒトによって異なるスキルを個性を残した形でロボットに移植することが可能となることを示す。また、ヒトのスキルを移植したロボットによる対人ラリーの結果を示す。

2. ヒトのスイング動作における上肢運動計測

ヒトの返球動作に影響を与える飛来ボールの射出条件として、以下では鉛直面内射出角度と水平面内射出方向の2通りを考える。ヒトの返球動作を胴部の並進移動と胴部に対する手先の位置の空間移動、すなわち上肢運動に分け、本章ではまず射出方向を固定し、射出角度を変化させたときの返球動作、特に上肢運動解析結果について述べる。

2.1 射出角度変化実験

打球機の射出角度を変化させる実験では、水平面からの射出角度を25度、30度、35度の3種類とし、その他の設定は、

Fig. 1 Experimental conditions

Fig. 2 Average data

Fig. 3 1st principal component

球種はナックルボール、速度は3.6 m/s、ピッチは一定、卓球台の中心からx軸方向に-700 mm、y軸方向に-500 mmの地点付近でバウンドするように設定した (Fig. 1 参照)。以上の条件で各射出角度ごとに、40球ずつの返球タスクの計測を卓球経験者3人に対して行なった。FASTRAK センサの3次元位置データから右肩部に対するラケットの相対位置データを算出し、それらの1スイング中の時系列データ群に対し主成分分析を行なった。

2.2 実験結果および解析

1スイング中のx, y, z軸方向のすべての時系列データに対して、テイクバックからフォアードスイングに移行した直後からボールにヒットした時点までのデータを抽出したデータセットE ($m \times t$ 行列, m : 各実験条件におけるスイングの試行回数 (n) $\times$ 実験条件数 $\times$ 軸数, t : サンプル時刻の数)を用意し、このデータセットに対して主成分分析を試みた。

Fig. 4 Principal component scores (subject A)

Fig. 5 Principal component scores (subject B)

Fig. 6 Principal component scores (subject C)

$$E = \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} x_{11}^{25} & \dots & x_{1t}^{25} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1}^{25} & \dots & x_{nt}^{25} \\ x_{11}^{30} & \dots & x_{1t}^{30} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1}^{30} & \dots & x_{nt}^{30} \\ x_{11}^{35} & \dots & x_{1t}^{35} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1}^{35} & \dots & x_{nt}^{35} \end{pmatrix}$$

(x_{ab}^{angle} , 角度条件 $angle = (25, 30, 35)$, スイング番号 $1 < a < n$ サンプル番号 $1 < b < t$)

なお、スイング開始から打撃までの所要時間はスイングごとに多少の差異があるため、時間軸を正規化している。主成分分析の結果、第 1 主成分の寄与率が被験者 A : 87.4%, 被験者 B : 93.4%, 被験者 C : 96.0% となり、いずれの被験者も第 1 主成分によってほぼすべてのデータが以下のように近似できる。

$$E \simeq JC_a + WC_f \quad (1)$$

Fig. 7 Swing data in z-direction (subject A)

Fig. 8 Swing data in z-direction (subject B)

Fig. 9 Swing data in z-direction (subject C)

ここで、 J は各要素すべて 1 の $m \times 1$ 行列、 C_a はデータセット E の列平均データを並べた $1 \times t$ 行列、 W は第 1 主成分得点を表わす $m \times 1$ 行列、 C_f は第 1 主成分ベクトルを表わす $1 \times t$ 行列である。被験者 A, B, C に対する C_a を Fig. 2 に図示する。Fig. 2 はスイング動作の基本パターンを表わしており、被験者によって少しずつ異なることがわかる。一方、Fig. 3 は 3 人の被験者に対する C_f を表わしている。3 人の被験者の第 1 主成分ベクトルがほぼ一致していることがわかる。しかし、この第 1 主成分ベクトルが担う役割は被験者によって異なることが主成分得点 W からわかる。Fig. 4～6 は、3 人の被験者それぞれの 3 軸方向の主成分得点を角度条件ごとに平均化して示したものである。なお z 軸方向に関し、実験条件による変化を線形補間した結果も図中に示す。

被験者 B は、角度条件を変えても主成分得点はほとんど変化していない。これは、主成分ベクトル (Fig. 3) に一定の重み (Fig. 5) を掛けた成分が平均データ (Fig. 2) に加算されて得られる各軸方向のスイングパターンが実験条件に依らず一定であることを意味している。一方、被験者 A, C では、 x , y 方向のスイングパターンは実験条件に依らずほぼ一定であるのに対して、 z 方向のスイングパターンは射出角度に合わせて変化している。すなわち被験者 A, C は、射出角度に

Fig. 10 Experimental conditions for torso

ほぼ比例して z 方向の第 1 主成分得点を変化させ、スイングパターンを z 方向に平行移動させてスイング高さの調整を行っていることがわかる。以上の主成分得点に表われている差異は、Fig. 7~9 に示した z 軸方向のスイングデータからも確認できる。被験者 A, C が射出角度の増加に合わせてスイング高さを増加させているのに対して、被験者 B は射出角度が変化してもスイング高さをほぼ一定に保っている。スイング高さの変化は打撃時の高さの変化をもたらす。すなわち、被験者 A, C は射出角度の増加とともにボールの打撃時の高さを増加させているのに対して、被験者 B はほとんど高さを変化させていない。被験者は 3 人とも卓球経験者であるが、スイング動作には個体差や好みといった要素も当然含まれてくるものであり、それらが平均データや主成分得点の形で抽出されたと考えられる。いい替えると、主成分解析結果をロボットに実装すれば、ヒトによって異なるスイングパターンが忠実に再現できることになる。なお、Tyldesley ら⁴⁾に従えば、一定のスイングパターンを時空間的に調整している被験者 A, C は中級者、一定のスイングパターンを時間的にのみ調整している被験者 B は上級者といえる。

3. ヒトのスイング動作における下肢運動計測

3.1 射出方向変化実験

飛来するボールに対するヒトの下肢による移動を計測するために、水平面内の射出方向を射出ごとにランダムに変化させて打ち返しタスクを行ない、被験者 B の右肩部、ラケット背面に加えて、胴部の位置として腰（仙骨）の窪みの 3 次元位置を計測した。ランダム射出実験は右腕でのフォアハンドを行ないやすい、被験者から見て卓球台の右側でバウンドする範囲とした（Fig. 10）。結果的にランダム射出では $1029 \leq x \leq 598 \text{ mm}$, $652 \leq y \leq 233 \text{ mm}$ の範囲でバウンドした。比較実験として、射出方向を一定としたときのデータも合わせて計測した。一定射出時は x 軸方向に -700 mm , y 軸方向に -150 mm の地点付近でバウンドするよう設定し、その他の条件として速度は 3.6 m/s 、ピッチは一定、水平からの射出角度は 30 度と

Fig. 11 Racket's center with respect to the torso

し、いずれの実験も同じ設定で行なった。

3.2 実験結果および解析

得られたデータから打撃時のボールと胴部の相対位置関係を表わしたものを Fig. 11（原点が胴部に対応）に示す。Fig. 11 より、2 つの実験間での打撃時の胴部とボール相対位置はほぼ同じ方向 (ϕ)、一定距離 (r) に集まっているのが確認できる。図中の重なっている 2 つの円は、それぞれの条件での相対位置データの x 座標, y 座標の標準偏差を半径に、平均値を中心とした円であり、大きいものがランダム射出実験データ（半径: 75 mm 中心座標 $(-618, 539) \text{ mm}$ ）、小さいものが一定射出実験データ（半径: 52 mm 中心座標 $(-643, 540) \text{ mm}$ ）である。これより、平均を中心、標準偏差を半径にもつ円なので、各データの 6 割を含んでいることになり、その範囲が重なり合っていることから 2 つ条件のデータ群は同様の相対位置関係を保っていることがわかる。この結果より、ボールの予測打撃位置と胴部との相対位置関係を常に一定に保つように下肢運動を行なっていると考えられる。またこの結果は、上肢に対して得られた 2 章の解析結果と矛盾しない。

4. ヒトのスキルのロボットへの移植

本章では、返球動作を上肢と下肢の運動に分けて行なった解析結果に基づき、ヒトのスキルをロボットに移植する方法について述べる。

4.1 卓球ロボット

卓球ロボットの全景を Fig. 12 に示す。卓球ロボットは、スイング機構の部分に 3 自由度と、このスイング機構全体を卓球台上で平面移動させる 2 自由度の合計 5 自由度を有している。図中の Ch.1 から Ch.5 は、

- Ch.1 スイング機構全体の前後方向の移動（以下、Ch.1）
- Ch.2 スイング機構全体の左右方向の移動（以下、Ch.2）
- Ch.3 スイングの水平面の角度（以下、Ch.3）
- Ch.4 スイングの鉛直面の角度（以下、Ch.4）

Fig. 12 Ping-pong robot

Fig. 13 Functional partitioning of human skills

Fig. 14 Swing trajectory(Human)

Ch.5 ラケットの角度調整 (以下, Ch.5)

の自由度に対応する. 返球動作を上肢と下肢の運動に分けて行なった前章までの解析結果に基づき, Fig. 13 のようにヒトの上肢によるスイング動作と下肢による体幹の並進移動のスキルをそれぞれロボットに移植する.

4.2 上肢スキルの移植

3人の被験者のスイング動作を解析した結果, 被験者Bは実験条件に依らずほぼ一定のスイングパターンを時間的にのみ調整して返球タスクを実現していることがわかった. そこで本章では, ロボットに再現させるヒトのスイングパターンとして, Fig. 5に示した被験者Bの主成分得点を(1)式に代入して得られるラケットの平均軌道 (x, y, z) から, Ch.3, Ch.4に対応する角度軌道を以下の式で算出したものを選択する.

$$\theta_3 = \arctan 2(x, y)$$

$$\theta_4 = \arctan 2(z, \sqrt{x^2 + y^2})$$

Fig. 15 Swing trajectory(Robot)

ロボットに与える制御コマンドは, これらの軌道を逆ダイナミクスを通して変換することで得られる. Ch.3, Ch.4のサーボ系の動特性は,

$$\frac{d^3\theta}{dt^3}(t) + 2\zeta\omega_0 \frac{d^2\theta}{dt^2}(t) + \omega_0^2 \frac{d\theta}{dt}(t) = \omega_0^2 \dot{u}(t) \quad (2)$$

のような線形モデルとして同定できる. ここで, $\dot{u}(t)$ は入力角速度, $\theta(t)$ は出力角度であり, モデル同定により定めた(3)式の各パラメータ (添え字はチャンネル番号) の値は

$$(\omega_0)_3 = 34.9$$

$$\zeta_3 = 0.743$$

$$(\omega_0)_4 = 65.2$$

$$\zeta_4 = 2.27$$

である. したがって, Ch.i($i=3, 4$)の出力角度をフーリエ級数によって

$$\theta_i(t) = \frac{a_{i0}}{2} + \sum_{j=1}^5 \left[a_{ij} \cos \frac{j\pi(t-t_{init})}{T} \right] + \sum_{j=1}^5 \left[b_{ij} \sin \frac{j\pi(t-t_{init})}{T} \right] \quad (3)$$

のように近似表現し, (3)式を(2)式に代入することで Ch.i への指令角速度 $\dot{u}(t)$ が求まる. なお, 本研究の解析対象としなかったラケット角度調整のための Ch.5 は計測結果をそのまま用い, 打撃時の値から変化させないこととした.

被験者Bの平均スイングパターンの実データとフーリエ近似したものを Fig. 14 に示す. 5次の級数で十分な近似ができていることがわかる. Fig. 15 は, 上述した線形モデルによって制御コマンドを生成し, ロボットにスイング動作させたときの角速度を目標角度とともに示したものである. 両者はほぼ一致しており, 十分なモデル化が行なえていることがわかる. なお, 時間軸を正規化して抽出したスイングパターンを時間スケールを変えて再現するには, (3)式のパラメータ T を調整するだけでよい¹²⁾.

4.3 タイミング決め方

本節では移植した運動スキルを環境の変化に合わせて実行

Fig. 16 Maximum height of ball and time-to-contact

Fig. 18 Ball trajectory in x-z plane

Fig. 17 Ball trajectory in x-y plane

するための、認知スキルの移植について考える。ボールの軌道の最大高さとし、そこからの経過時間との関係を元にして、移植したスイングの動作の開始のタイミングを決定する。なお、スイング動作の開始地点は、移植したスイングパターンの打撃位置での高さが 350 mm であることを考慮して決める。Fig. 16 は、ナックルボールの軌道の最大高さと、そこから台でバウンドした後に 350 mm に達するまでの時間の関係を示したものである。図中の直線は、最初二乗法により求めた線形モデルを表わしている。GMP 仮説のスキーマ²⁾の 1 つと考えられるこのモデルにより、スイング動作の開始のタイミングが決定される。これにより飛来するボールのスピードや高さに合わせて、移植したスイングパターンを再現するタイミングを調節することが可能となる。

4.4 下肢スキルの移植

3 章で述べたように、ヒトはボールの軌道から打撃時のボール位置を予測し、下肢による胴部の並進移動によって打撃時のボールと胴部の相対位置関係を一定に保つことにより、同一のスイングパターンの再現によって返球タスクを実現している。このことから、ロボットにもボールの打撃位置を予測させ、打撃時のボールと胴部の相対位置関係を一定に保つよう並進移動を行なわせることにした。まず、打球機から無作為に打ち出されたボールの軌道を計測し、打撃位置の予測方法について検討した。QuickMAG によって計測した x-y 平面のボール軌道を Fig. 17 に、x-z 平面のボール軌道を Fig. 18

にそれぞれ示す。

x-y 平面においてはボールはほぼ直線的に、また x-z 平面においてはほぼ放物線を描いて進んでいることが確認できる。そこで、ボールの軌道から打撃地点を推定するにあたって、最小二乗法および逐次最小二乗法 (RLS) を用いて軌道を多項式近似することにより、打撃位置の推定および更新を行なうことにした。この結果と打撃時の上肢の姿勢に基づいて、並進移動の 2 自由度を駆動させる。

4.5 移植結果と考察

以上に述べた方法で、ヒトの返球タスクにおける認知スキルと運動スキルを 5 自由度の卓球ロボットに移植した。その結果として、約 1 秒程度の周期でヒト (被験者 A) とラリーを続けたときのボール軌道の一部を Fig. 19 と Fig. 20 に示す。2 つのグラフのデータは同一であり、Fig. 19 はロボット側の左下方から、Fig. 20 はロボット側の右上方から見た軌道を表わしている。横軸 (x 方向) が負となる側にヒトが立ち、正となる側の台上をロボットが移動する。ロボット (○印) とヒト (+印) の返球ボールの位置を 60 Hz でプロットしている。プロットした点が欠落している場所は、ボールが台上でバウンドする付近であり、ボール速度が不連続に変化するために QuickMAG による位置計測ができなかったことを表わしている。このような計測データの欠損があってもタスクの遂行には問題がないことがわかる。また、打撃地点を左右 (y 方向) に大きく変化させながらラリーを続けていることから、移植した下肢スキルが適切に機能していることがわかる。上肢スキルについても、移植したスイングパターンを上肢の自由度で忠実に再現するだけの戦略で確実に返球している。なお移植したスイングパターンは、ナックルボールに対する被験者 B の返球動作から抽出したものである。

ところで Fig. 20 を見ると、ヒトが返球したボールの軌道方向が返球のたびに大きく変化するのに対して、ロボットが返球するボールの軌道方向はほとんど変化していない。ロボットのボール打撃位置が左右 (y 方向) にずれると、そのボールを返球するヒトのボール打撃位置も左右にずれる。一方ヒトが返球したボールの軌道は、このずれを補正する方向に向いており、ヒトは飛来するボールのコースやスピードなどに応

Fig. 19 Ball trajectory in rally (views from bottom left)

Fig. 20 Ball trajectory in rally (views from upper right)

じてスイング動作の開始タイミングやスイング動作の時間スケールを調整しているものと考えられる。すなわち、ロボットに移植した認知スキルはヒトに比べて不十分なレベルであることを示している。熟練者の認知スキルの抽出および移植方法をさらに検討する必要があるが、この問題に対処するには、文献3)と同様の入出力マップを利用したスキーマの学習が有効であると考えられる。

5. おわりに

本研究では、卓球タスクを取り上げ、鉛直面内射出角度、水平面内射出方向を変えたボールに対するヒトのスイング動作を計測し、それぞれの条件変化に対応する上肢と下肢の動作スキルの解析を行なった。上肢によるスイング動作の解析から、射出角度の変化に対応するラケット軌道の変化が1つのパラメータで表現できること、飛来するボールの打撃高さに個人差があることを見出した。また射出方向の変化に対応する胴部の位置解析から、下肢による打撃時のボールと胴部の相対位置を一定に保つ並進移動の特徴を見出した。さらに、これらのスキルをロボットに移植する方法を示した。今後は、返球ボールの方向、速度を制御するスキルのロボットへの移植、あるいは熟練者のスキルを初心者が身につけるためのコーチングについて検討したい。

参考文献

- 1) R.A. Schmidt and T.D. Lee: Motor Control and Learning, *Human Kinetics* (1999)
- 2) R.A. Schmidt: A schema theory discrete motor skill learning, *Psychological Review*, **82**-4, 225/260 (1975)
- 3) F. Miyazaki, M. Matsushima and M. Takeuchi: Learning to dynamically manipulate: A table tennis robot controls a ball and rallies with a human being, *Advances in Robot Control*, Springer (2005)
- 4) D.A. Tyldesley and H.T.A. Whiting: Operational timing, *Journal of Human Movement Studies*, **1**, 172/177 (1975)
- 5) A. Fod, M.J. Mataric and O.C. Jenkins: Automated Derivation of Primitives for Movement Classification, *Autonomous Robots*, **12**-1, 39/54 (2002)
- 6) O.C. Jenkins and M.J. Mataric: Deriving Action and Behavior Primitives from Human Motion, *2002 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 2551/2556 (2002)
- 7) 中西, A.J. Ijspeert, S. Schaal, G. Cheng: 運動プリミティブを用いたロボットの見まね学習, *日本ロボット学会誌*, **22**-2, 165/170 (2004)
- 8) A. Ude, A. Gams, T. Asfour and J. Morimoto: Task-Specific Generalization of Discrete and Periodic Dynamic Movement Primitives, *IEEE Transactions on Robotics*, **26**-5, 800/815 (2010)
- 9) T. Matsubara, S.-H. Hyonb and J. Morimoto: Learning parametric dynamic movement primitives from multiple demonstrations, *Neural Networks*, **24**, 493/500 (2011)
- 10) K. Muelling, J. Kober and J. Peters: Learning table tennis with a mixture of motor primitives, *2010 IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots*, 411/416 (2010)
- 11) A. Daffertshofer, C.J.C. Lamoth, O.G. Meijer and P.L. Beek: PCA in Studying Coordination and Variability: a tutorial, *Clinical Biomechanics*, **19**, 415/428 (2004)
- 12) 天岡, 浜谷, 平井, 宮崎: 半自動遠隔操作を介したヒトの運動スキルのロボットへの移植, 第26回日本ロボット学会学術講演会予稿集 CD-ROM, 1N2-05 (2008)

[著者紹介]

下 平 順

2009年大阪大学基礎工学部システム科学科卒業。2011年同大学院基礎工学研究科博士前期課程修了。同年富士フィルム株式会社に入社。在学中はロボット知能化に関する研究に従事。

天 岡 侑 己

2008年大阪大学基礎工学部システム科学科卒業。2010年同大学院基礎工学研究科博士前期課程修了。同年本田技研工業株式会社に入社。在学中はロボット知能化に関する研究に従事。

浜 谷 晋 輔

2006年大阪大学基礎工学部システム科学科卒業。2008年同大学院基礎工学研究科博士前期課程修了。同年川崎重工業株式会社に入社。在学中はロボット知能化に関する研究に従事。

|||||