

# TAM ネットワークによる卓球技能の身体知獲得

林 勲<sup>1</sup> 藤井 政則<sup>2</sup> 前田 利之<sup>2</sup> 王 碩玉<sup>3</sup> 田阪 登紀夫<sup>4</sup>

<sup>1</sup> 関西大学 <sup>2</sup> 阪南大学 <sup>3</sup> 高知工科大学 <sup>4</sup> 同志社大学

## Acquisition of Embodied Knowledge on Table Tennis Technique Using Motion Analysis Model by TAM Network

Isao HAYASHI<sup>1</sup> Masanori FUJII<sup>2</sup> Toshiyuki MAEDA<sup>2</sup>

Shuoyu WANG<sup>3</sup> Tokio TASAKA<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Kansai University <sup>2</sup>Hannan University

<sup>3</sup>Kochi University of Technology <sup>4</sup>Doshisha University

**Abstract:** In this paper, we discuss table tennis technique evaluation using motion analysis model by neural networks and data mining methods. For students of university, we recorded the continuous forehand stroke of the table tennis in the video frames, and analyzed the trajectory pattern of nine marking points attached at subject's body with a coach's technique evaluation and the motion analysis model. As a result, we obtained embodied knowledge classified member of table tennis club, middle level player and beginner as fuzzy rules, and also estimated the movement of the marking points to improve in table tennis technique.

### 1. はじめに

技能スキルは単機能成果を生成する単機能技能と環境変化に適応するメタ技能との階層構造から構成されている [1, 2]. 技能スキルの階層構造は身体知の内部モデルとして構成され, 状況に応じて内部モデルから行動プロセスを決定している [2]. 技能者は自らの表象行動を客観的に観察して, 内部モデルを微調整して高度な技能スキルを達成する. このように, 単機能技能からメタ技能や表象行動へのボトムアップ処理, 及び, 表象行動からメタ技能, 単機能技能へのトップダウン処理が相互に機能して, 身体知の内部モデルを高精度化し熟練性が達成される.

一方, スポーツの技能動作の研究では, 動作計測や生理的計測から身体的構造モデルや骨格構造モデルを用いる研究 [3-7] が推進されている. 望月ら [5] は, 「人工技能」と定義し, DLT(Direct Linear Transformation) 法による 3 次元動作計測技術を用いて身体的構造モデルを構築し, プロ野球投手の最適投球動作のメカニズムを解明している. また, 葛西ら [6] も DLT 法を卓球フォアハンド動作に適用し, 3 次元解析プログラムにより身体部位の軌跡を求め, 初心者指導の基礎的資料を作成している.

本論文では, 卓球のフォアハンドストローク [6, 7] を例にとり, 身体的構造モデルや骨格構造モデルを用いることなく, ニューラルネットワーク [8] により身体知としての内部モデルを同定する. 具体的には, まず, 被験者 15 名の大学生に対して, シェイクハンドラケットによるフォアハンドの打球軌跡を高速カメラで撮影し, 被験者 9 名による右上腕の 9 点のマーキング測定点での位置座標と

速度の時系列データ, 及び 3 段階の熟練性の評価値から観測データ集合を構成した. 次に, 統計的手法により被験者のフォアハンドストロークの技能レベルの類似性と相違性について議論した. さらに, TAM ネットワーク [9] と C4.5, Native Bayes Tree, Random Forest を用いて, 身体知の内部モデルを同定し, 単機能技能とメタ技能の熟練性との関係について議論した. 最後に, 卓球指導者による表象行動に対する助言を参考にして, 熟練性を向上させるための単機能技能とメタ技能を観測マーキングの重要度とファジィルールの身体知として獲得した.

### 2. 卓球のフォアハンドストロークの分析

本研究では, 筋電図検査やマーキング観測法等による身体的構造や骨格構造を用いるのではなく, 内部モデルとしてのニューラルネットワークを用いて, 被験者の動作軌跡の観測データと表象行動の技能評価から卓球技能の身体知を獲得する. 本システムの構造を Fig.1 に示す.

実験試技では, 表象の技能評価として, 卓球部に所属する大学生 7 名を上級者, 中学校と高校において卓球部所属であった大学生 3 名を中級者, 全くの卓球競技の経験がない大学生 5 名を初級者として分類した. 観測データのマーキング測定点として被験者の右上腕に 9 個所のマーキング点 ((1) 肩鎖関節点, (2) 肩峰点, (3) 橈骨点, (4) 尺骨点, (5) 橈骨茎状突起最下端点, (6) 尺骨茎状突起最下端点, (7) ラケット側端内向点, (8) ラケット側端外向点, (9) ラケット上端点) を施した (Fig. 2 参照).

被験者の対角線延長上に配球マシン (ヤマト卓球 (株), TSP52050) を設置し, 仰角 20 度, 速度レベル 25, ピッチ

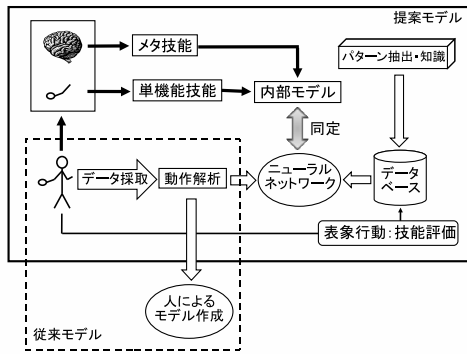


Fig. 1 Proposed System



Fig. 2 Measurement Markings

レベル 30 で、ボールを配球した。被験者はボールを相手コートのフォアクロスに返球し、フレームレート  $90fps$  の高速度カメラでフォアハンドストロークの動作軌跡を撮影する。撮影された連続画像から、被験者がテイクバックを開始したフレームからフォアハンドストロークを振り切った時点のフレームまでの約 40 フレームから 120 フレームまでの静止画像を抽出し、第 1 フレームの被験者の肩の位置を原点として、被験者に装着した 9 点の観測マーキングの 2 次元  $(x, y)$  座標を抽出した。上級者、中級者、初級者の観測マーキングの 2 次元座標の Fig. 3 と水平方向  $(x)$  での速度の Fig. 4 から、次の結論が得られた。

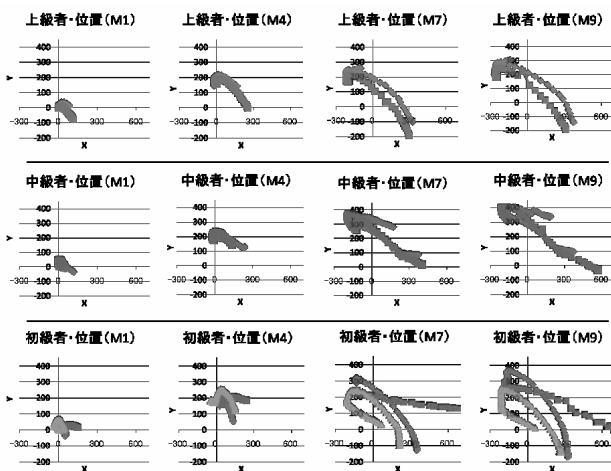


Fig. 3 Position of Markings

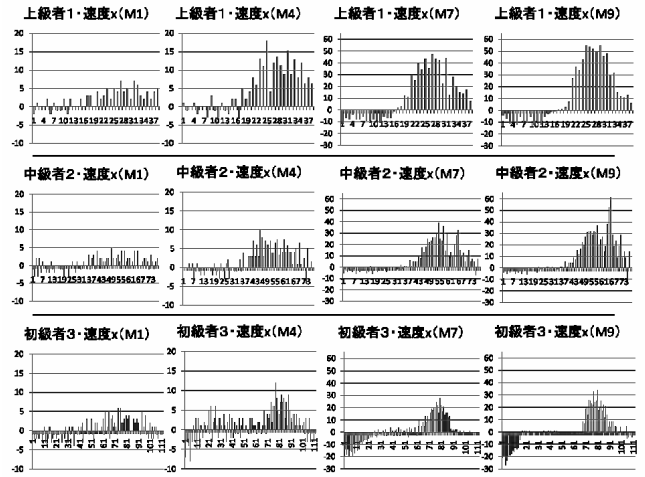


Fig. 4 Speed of Markings

- 上級者では、 $M1 \sim M9$  の位置の座標が極めて一致 (相関係数:  $x = 0.985, y = 0.790$ ) し、同じような軌道でラケットを振る熟練の技能スキルを習得している。上級者の速度から、全観測マーキングでボールインパクトの瞬間の速度が最大となり、テイクバック (負の速度) からフォアスロー (正の速度) までが滑らかに変化している。すなわち、インパクトで最大速度を出す身体知を習得していると言える。
- 中級者では、 $M1 \sim M9$  の位置の座標は異なる個所も見られた (相関係数:  $x = 0.919, y = 0.607$ )。上級者には及ばないが、中級者間で類似軌道を描いていることがわかる。中級者の速度から、インパクトでの速度が最大となっているが、 $M7$  と  $M9$  の速度分布は双峰形となっており、ボールにあてるためラケットの速度を微調整していることがわかる。
- 初級者では、 $M1 \sim M9$  の位置座標は異なる形状を示した (相関係数:  $x = 0.073, y = -0.04$ )。特に、 $M1$  での位置座標は軌跡の範囲が大きく、上級者や中級者に比べて、肩が動いている。また、 $M7$  と  $M9$  での位置座標は一定の軌跡を描いていない。これらの結果から、初級者のラケットの振り方には、千差万別の振り方がわかる。初級者の速度から、 $M3 \sim M9$  において、インパクトの前でほぼ速度を停止し、ボールが当たる瞬間で速度をあげる「ラケットでボールを迎えに行く動作」が見られた。また、 $M7$  と  $M9$  の速度がゼロの時間帯に、 $M1$  において全時間帯で速度が検出され肩が動くことから、ラケットの移動に対して肩や肘が動く「体が開く動作」が見られた。
- 上級者は、ラケットを水平方向に幅を小さくコンパクトに振り (幅:  $M1 = 117, M4 = 283, M9 = 639$ )、

インパクトの瞬間だけ速度を最大にする身体知を習得している。初級者は、水平方向の幅が大きいにも関わらず(幅:  $M1 = 185, M4 = 289, M9 = 911$ ), インパクト前でラケットの振りを減速して、体を開き、ボールを迎えに行っている。中級者は上級者と初級者の中間の技能スキルである。

- 全ての結果から、上級者や中級者は同じ技能スキルを共有するグループのカテゴリーを構成しているといえるが、初級者はその技能スキルが多種多様存在していることから、初級者という同じ技能スキルを持つカテゴリーは存在しないことがわかる。

### 3. TAM ネットワークによる内部モデルの同定

TAM ネットワークは共振学習とピジランス機能を持ち、パターン認識において有効な数理モデルである。構造的には、入力層の特徴マップ層、基盤層、カテゴリー層、クラス層の4層の階層構造からなる。与えられた教師値と出力値に差がある場合、ピジランスパラメータ  $\rho$  は初期値から上昇し、条件が満足されるか最大値になった場合には、カテゴリー層のノードが1個分増加して、ネットワーク構造を拡大する。カテゴリー層のノードはネットワーク構造を表すファジィルール番号を表現しているので、与えられた入出力データを身体知としてルール表現できる。カテゴリーノードの増加後、学習モードに入り、学習荷重  $w_{jih}, p_{jk}, b_{ji}$  を更新する。Fig.5 に TAM ネットワークの構成を示す。

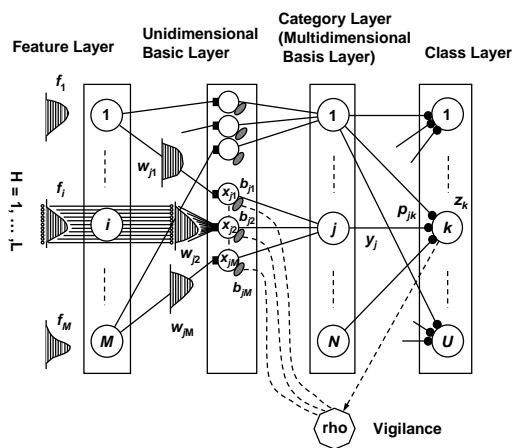


Fig. 5 TAM Network

本研究では、TAM ネットワークを用いて、被験者の身体知を同定した。TAM ネットワークに被験者のフォアハンドストロークの観測データを適用するため、9名の被験者の位置座標からなる観測データの各データタプルに対して、当該データタプルの2フレーム先から6フレーム先までの5フレーム分のデータを同一タプルで重複させて観測データを時系列データとして構成した。表象

行動の技能評価は、上級者、中級者、初級者の3クラスとした。各観測マーキングの位置は  $(x, y)$  の2次元座標で表現されているので、構成後の観測データは90入力、3クラス出力からなる。

TAM ネットワークのロバスト性を検討するため、上級者2名、中級者2名、初級者3名を学習用データ (TRD) として、また、上級者1名、初級者1名を評価用データ (CHD) として分割した。ただし、データ集合にデータ数の偏りがあるため、データ個数が少ない上級者の観測データを当該フレームの次フレーム先から5フレーム分とし、観測データを同一タプル内でさらに重複させて、観測データの個数を増加した。結果を Table1 に示す。なお、 $TAM(D)$  はデータ集合  $D$  に対する認識率であり、 $TAM(D+)$  はクラス間のデータ補正を行ったデータ集合  $D$  に対する認識率を示す。また、データマイニング手法である C4.5, Native Bayes Tree (NBT), Random Forest (RF) を用いて解析した結果も同時に示す。ただし、データマイニング手法の結果はデータ集合  $D$  に対する認識率である。

Table 1 Recognition Rate of Modified Data Sets

	認識率 (%)		
	学習用データ	評価用データ	平均
TAM(A+)	61.2	43.0	52.1
TAM(A)	53.7	57.5	55.6
C4.5	98.1	43.3	70.7
NBT	100.0	32.8	66.4
RF	100.0	25.4	62.7

これらの結果から、クラス間補正を行ったデータ集合  $D+$  に対する TAM ネットワークの認識率は補正前よりも向上していることがわかる。しかし、学習用データと評価用データの認識率はそう高くない。一方、NBT と RF の学習用データに対する認識率は 100% と得られ、学習データに対する過学習と考えられる。評価用データに対する認識率は極めて悪い。C4.5 は学習用データと評価用データに対して良い結果を示した。クラス間補正後の TAM ネットワークの認識率は、学習用データに対しては C4.5 に及ばないものの、評価用データでは同程度の結果を示した。

次に、学習用データ ( $D+$ ) を用いて、TAM ネットワークにより観測マーキングの感度分析を行った。学習用データの 18 入力変数 (90 入力変数) から一時的に任意に 2 つの観測マーキングの 2 入力変数 (10 入力変数) を取り除く。認識率が最も低くなる入力変数は優先度が最も高い入力変数であることを表している。

感度分析の結果を Table2 に表す。結果として、 $M1, M2 \rightarrow M7, M8, M9 \rightarrow M5, M6 \rightarrow M3, M4$  の変数の順序で入力変数組の重要度が得られた。 $M1, M2$  及び  $M7, M8, M9$  の削除では、認識率が低下するが、 $M5, M6$  と  $M3, M4$  では、認識率は高くなる。したがって、上級者、中級者、初級者を判別するための重要な観測マーキ

Table 2 Sensitivity of Input Variables

入力変数の個数	削除入力変数・認識率 (%)				選入力変数
	M1, M2	M3, M4	M5, M6	M7 ~ M9	
18					
12 ~ 14	42.9	57.4	51.1	48.2	M1, M2
8 ~ 10		45.9	48.4	41.6	M7 ~ M9
4		42.9	42.0		M5, M6 M3, M4

ングとしては、(1) 肩鎖関節点、(2) 肩峰点、及び (7,8,9) ラケット端点であり、肩とラケットの動作軌跡から上級者、中級者、初級者の違いを見分けることができるといえる。この結果は、Fig.3 と Fig. 4 における解析結論と一致している。

いま、優先度入力変数の重要性を表すため、第  $i$  番目の優先度入力変数で得られた認識率を  $R_i$  と表し、入力変数の重要性度を  $P_i = (R_i - R_{i-1}) / (\sum_i |R_i - R_{i-1}|)$  で定義した。Table2 の結果では、 $P_{M1,M2} = 0.88$ ,  $P_{M7-M9} = 0.06$ ,  $P_{M5,M6} = -0.02$ ,  $P_{M3,M4} = -0.04$  が得られた。

最後に、TAM ネットワークから技能スキルのルールを獲得した。TAM ネットワークのカテゴリノードは観測データのデータ分布に依存して個数を増加させる。カテゴリノードに付帯する学習荷重  $w_{jih}$  と  $p_{jk}$  を解析することによって、与えられた観測データの入力特性とその上位概念を獲得することができる。

ここでは、クラス間補正を行ったデータ集合 ( $D+$ ) に対して、上級者、中級者、初級者の各クラスノードでの  $p_{jk}$  が最大値となる第  $J$  番目のカテゴリノードを選出し、その第  $J$  番目のカテゴリノードの  $w_{Ji}$  を入力変数ごとに算出して、技能スキルの単機能技能とメタ技能を獲得した。

$$w_{Ji} = \frac{\sum_{h=1}^L w_{Jih}}{L}, \text{ for } \forall i \quad (1)$$

$$J = \{j | \max_j p_{jk}, k = 1, 2, 3\} \quad (2)$$

結果を Fig.6 に示す。上級者と初級者に対して、メタ技能のルールが獲得されている。

#### 4. おわりに

本論文では、卓球のフォアハンドストロークの熟練性を3段階で評価して、TAM ネットワークを用いて、身体知の内部モデルを同定し、熟練性を向上させるための単機能技能とメタ技能について議論した。

#### 参考文献

[1] 塩瀬 隆之, 榎木 哲夫, 川上 浩司, 片井 修: 生態心理学的アプローチからみた技能継承の技術化スキーム, 生態心理学研究, 1 巻, 1 号, 11/18, 2004

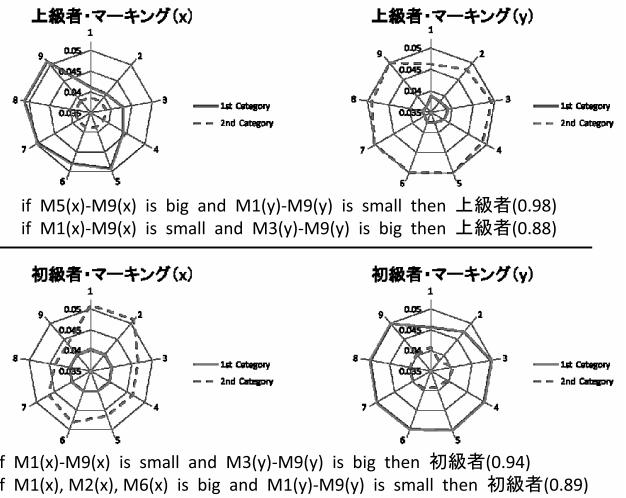


Fig. 6 Rule of Technique Skill

[2] 松本 雄一: 組織と技能 技能伝承の組織論, 白桃書房, 2003

[3] 岡 秀郎, 生田 章, 西羅 彰夫: 卓球におけるフォアハンド技術の筋電図的研究, 兵庫教育大学研究紀要, 20 巻, 19/27, 2000

[4] 森部 淳, 阿江 通良, 藤井 範久, 法元 康二, 湯田 淳: 卓球競技におけるフォアハンドアタックに関する研究 -配球の変化に対する対応動作に着目して-, 日本体育学会第 54 回大会, 377, 2003

[5] 望月 義幸, 姫野 龍太郎, 大村 皓一: スポーツにおける人工技能と新運動原理, システム / 制御 / 情報, 46 巻, 8 号, 498/505, 2002

[6] 葛西 順一, 森 武吉村 正, 太田 章: DTL 法を用いた 3 次元解析による卓球のフォアハンド打法の研究, 早稲田大学人間科学研究, 7 巻, 1 号, 119/127, 1994

[7] 宮木 操, 芦田 信之, 高島 規郎, 東 照正, 鶴田 宏次: 卓球競技におけるフォアハンドストロークの動作分析 -スイングのタメについて-, 日本体育学会第 42 回大会, 681, 1991

[8] Jürgen Perl, Arnold Baca: Application of Neural Networks to Analyze Performance in Sports, *Proceedings of the 8th Annual Congress of the European College of Sport Science*, in Salzburg, 2003

[9] 林 勲, J.R.Williamson: TAM Network のブルーニング手法の提案, システム制御情報学会論文誌, 17 巻, 2 号, 81/88, 2004