

TAMネットワークによる卓球技能評価の検討

A Consideration on Table Tennis Technique Evaluation Using Motion Analysis Model by TAM Network

林 勲^{1*} 前田 利之² 藤井 政則² 王 碩玉³ 田阪 登紀夫⁴

Isao Hayashi¹ Toshiyuki Maeda² Masanori Fujii² Shuoyu Wang³ Tokio Tasaka⁴

¹ 関西大学 ² 阪南大学 ³ 高知工科大学 ⁴ 同志社大学

¹ Kansai Univ. ² Hannan Univ. ³ Kochi Univ. of Technology ⁴ Doshisha Univ.

Abstract: In this paper, we discuss table tennis technique evaluation using motion analysis model by TAM 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 palyer 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

人間の網膜での動作の視覚情報は受容野に対応した神経節細胞で処理され、外側膝状体を介して、第一視覚野で対象画像の方位選択性が検知される。対象の知覚はより上位の視覚前野以降で認識される [1]。この初期視覚の処理過程は、Hubel-Wieselの階層仮説に代表され、多くの有用な視覚系モデルが提案されている [2-5]。特に、Williamson が提案した TAM (Topographic Attentive Mapping) ネットワーク [5,6] は有用である。TAM ネットワークは、入力層、基盤層、カテゴリー層、出力層の4層構造からなる。入力層は受容野を想定し方位選択成分を検出するため、属性データを分布データとして取り扱う。基盤層は外側膝状体に対応し、視覚野への中継機能と興奮性・抑制性学習を構造化している。カテゴリー層では抑制性ノードを構成しており、学習された受容野の方位選択性分を全結合している。出力層は第一視覚野あるいは側頭葉を構造化し、教師信号を与える。与えられた教師値と出力値に差がある場合、基盤層での興奮性学習、出力層から基盤層へのフィードバック信号とビジランスパラメータによる抑制性学習、およびカテゴリー層ノードの増設によるパターンモデルの生成など、パターン問題に対する精度の高い学習が可能である。林らは、この TAM ネットワークからのファジィルールの獲得法 [6] を提案し、網膜構造の受容野の導入方法 [7] についても議論している。

一方、動作における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應するメタ技能との階層構造から構成されていると言われている [8,9]。技能スキルの階層的な技能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 [9]。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表現ボトムアップ処理、及び、表象行動からメタ技能、単機能技能への調整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。また、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 [10-14] が推進されている。望月ら [12] 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 [13] 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 [13,14] 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、TAM ネットワーク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度カメラで撮影し、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

*連絡先：関西大学 総合情報学部
〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1
E-mail: ihaya@kcn.res.kutc.kansai-u.ac.jp

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、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ケティングの重要度とファジイルールの技能スキル (身体知) として獲得した。

2 TAM ネットワーク

TAM ネットワークは J.R. Williamson [5] によって提案された視覚系ニューラルネットワークである。その後、林らによって、ネットワーク構造の簡素化とネットワークからのルール獲得 [6]、網膜構造の受容野の導入 [7] などの改良が行われている。構造を図 1 に示す。下位層から上位層に向かって、入力層、基盤層、カテゴリー層、出力層の 4 層からなる。

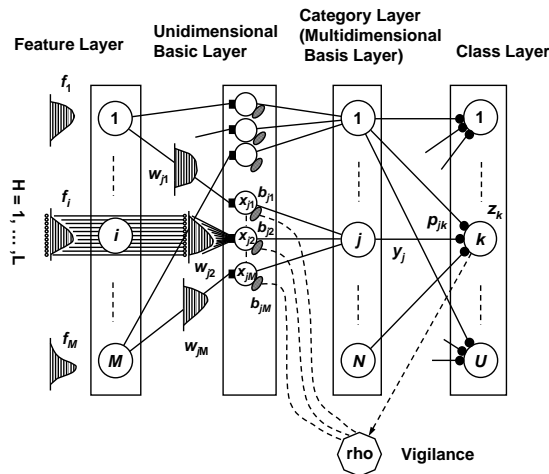


図 1: TAM Network

入力層は網膜細胞の受容野を想定しており、入力信号を分布データとして受信する。いま、与えられたデータ集合 D が M 個の入力属性と 1 個の出力属性からなる R 個のデータとする。第 i 番目の入力属性における第 s 番目のデータを f_{si} , $s = 1, 2, \dots, R$ で表し、その出力値を k とする。まず、 f_{si} をその大きさにより順位づけし、 $1, 2, \dots, s, \dots, R$ とする。次に、ランク法を用いて各属性ごとに正規化する。

$$I_{si} = \frac{s - 0.5}{R}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

入力層では、この I_{si} を用いて受容野での信号入力を分布データ f_{sih} として受信する。

$$f_{sih} = \frac{\exp[-0.5(LI_{si} - h + 0.5)^2]}{\sum_{h'=1}^L \exp[-0.5(LI_{si} - h' + 0.5)^2]} \quad (2)$$

ただし、 h は分布の離散量 $h = 1, 2, \dots, L$ を表す。なお、入力層への入力信号はデータ集合 D から 1 個ずつ逐次に入力されるので、以後、簡素化のため、入力 f_{sih} を f_{ih} として表記する。

基盤層とカテゴリー層は神経節細胞もしくは外側膝状体に対応し、視覚野への中継機能と興奮性、抑制性学習を構造化している。基盤層では、シナプス荷重 w_{jih} により j 番目のノードでの活性値 x_{ji} を計算し、第 1 視覚野の出力層から選択的注意のフィードバック信号を受ける。また、カテゴリー層では、基盤層の信号を統合し、出力層への出力 y_j を計算する。

$$x_{ji} = \frac{\sum_{h=1}^L f_{ih} w_{jih}}{1 + \rho^2 b_{ji}} \quad (3)$$

$$y_j = \prod_{i=1}^M x_{ji} \quad (4)$$

ただし、 b_{ji} は抑制のためのシナプス荷重であり、 ρ はフィードバック信号を表すビジランスパラメータである。後述の学習モードにおいて、 w_{jih} は入力 f_{ih} に近似するように学習されるので、カテゴリー層の各ノードは入力層の各入力パターンを記憶した構造となる。

出力層は第 1 視覚野を構造化している。 k 番目の出力ノードでは、 j 番目のカテゴリーノードとのシナプス荷重 p_{jk} を介して出力値 z_k を計算する。最大値を有するノード番号 K が TAM ネットワークの出力値として出力される。

$$z_k = \sum_{j=1}^N y_j p_{jk} \quad (5)$$

$$K = \{k | \max_k z_k\} \quad (6)$$

いま、 K^* を正しい教師値としよう。TAM ネットワークの出力値 K が K^* と一致しない場合には、ビジランスパラメータ ρ を初期値 $\rho = 0$ から $\rho^{(step)}$ 分だけ上昇させ、 b_{ji} とともにカテゴリー層のノードの活性値 x_{ji} を抑制し、相対的に他のノードの活性値を上昇させる。これは網膜に投影された対象への注意をより強調させる第 1 視覚野から外側膝状体への“選択的注意”の発動機能を想定している。

ρ は $z_{K^*}/z_K \geq OC$ の条件が満足されるか最大値 $\rho^{(max)}$ になるまで上昇を続ける。ただし、 OC は評価のしきい値であり、 $0 \leq OC \leq 1$ である。ビジランスパラメータ ρ が最大値 $\rho^{(max)}$ を越えた場合には、現在のカテゴリー層のノード構成では K^* を十分に表現で

きないと考え、カテゴリー層のノードを新たに1個分増加させる。

$$\begin{aligned} & \text{If } z_{K^*}/z_K < OC \text{ then repeat} \\ & (a) \rho = \rho + \rho^{(step)} \\ & (b) \text{ equation (3) - (6)} \\ & \text{until either } z_{K^*}/z_K \geq OC \text{ or } \rho \geq \rho^{(max)} \end{aligned} \quad (7)$$

一方、 $z_{K^*}/z_K \geq OC$ を満足する場合には、現在のネットワーク構造で K^* を正しく表現していると考え、出力値 K をより K^* に近似させるため、学習モードに入る。

学習モードでは、まず出力層からカテゴリー層へのフィードバック信号 y_j^* を計算する。

$$z_k^* = \begin{cases} 1 & ; \text{ if } k = K^* \\ 0 & ; \text{ otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$y_j^* = \frac{\prod_{i=1}^M x_{ji} \times \sum_{k=1}^U z_k^* p_{jk}}{\sum_{j'=1}^N \prod_{i=1}^M x_{j'i} \times \sum_{k=1}^U z_k^* p_{j'k}} \quad (9)$$

シナプス荷重 b_{ji} , p_{jk} , w_{jih} は次式により更新される。

$$\Delta b_{ji} = b_j^{(rate)} y_j^* (x_{ji} - b_{ji}) \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \Delta p_{jk} &= p_j^{(rate)} y_j^* (z_k^* - p_{jk}) \\ &= \frac{\alpha y_j^* (z_k^* - p_{jk})}{\alpha + n_j} \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \Delta w_{jih} &= w_j^{(rate)} y_j^* (f_{ih} - w_{jih}) \\ &= \frac{\alpha y_j^* (f_{ih} - w_{jih})}{\alpha \beta(M) + n_j} \end{aligned} \quad (12)$$

ただし、

$$\beta(M) = \frac{\lambda^{1/M}}{1 - \lambda^{1/M}}, \quad \lambda \in (0, 1) \quad (13)$$

$$\Delta n_j = \alpha y_j^* (1 - n_j) \quad (14)$$

であり、 α と λ は係数である。なお、 $b_j^{(rate)}$, $p_j^{(rate)}$, $w_j^{(rate)}$ は学習係数であり、 $b_j^{(rate)}$ は定数、 $p_j^{(rate)}$ はシミュレティッドアニーリング法の補正值、 $w_j^{(rate)}$ はさらに入力次元 M による補正項 $\beta(M)$ を加えた係数である。

学習モードでは、フィードバック信号 y_j^* を介して、 w_{jih} は f_{ih} に近似するように学習される。また、 p_{jk} は z_k^* に近似するように学習され、 b_{ji} は x_{ji} に近似するように学習される。これらの学習は Grossberg の winner 学習を用いており、共振学習 [15] という。

なお、学習は TAM ネットワークに入力データ f_{ih} を逐次的に投入するごとに行い、全学習データはデータ集合 D を1エポックとして数エポック回数分とする。

3 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 TAM 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図2に示す。

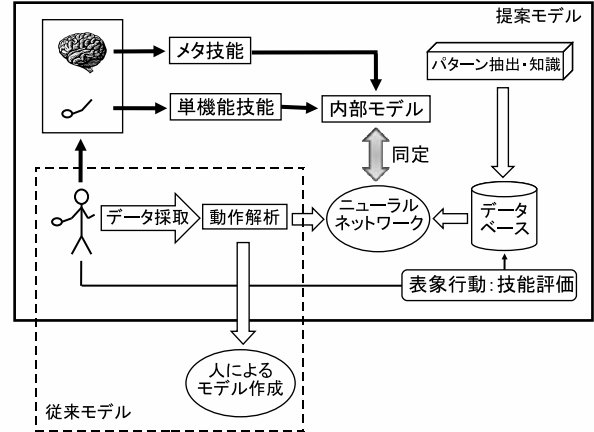


図 2: Proposed System

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(図3参照)。

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、ピッチレベル30で、ボールを配球した。被験者は配球ボールを相手コートに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時点の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次元座標の図4と水平方向(x)での

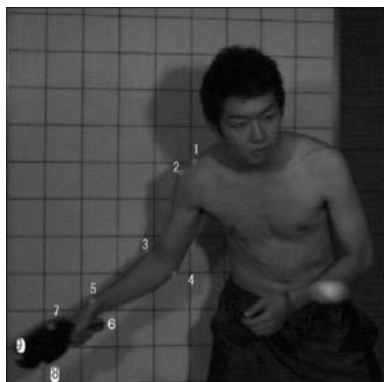


図 3: Measurement Markings

速度の図 5 から、次の結論が得られた。

- 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あることがわかる。
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様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。

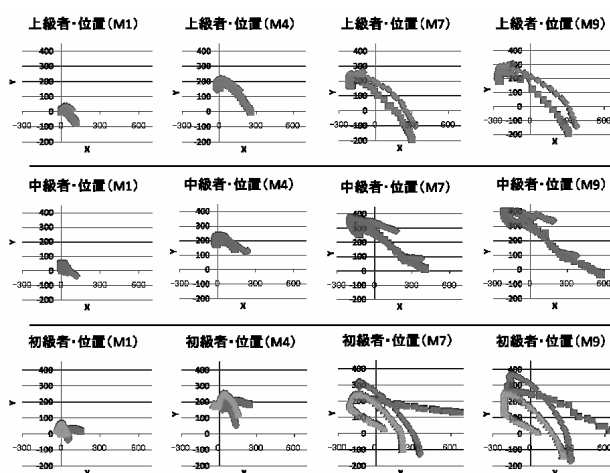


図 4: Position of Markings

4 TAM ネットワークによる内部モデルの同定

TAM ネットワークを用いて、被験者の技能スキルを同定した。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 $x - y$ 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。

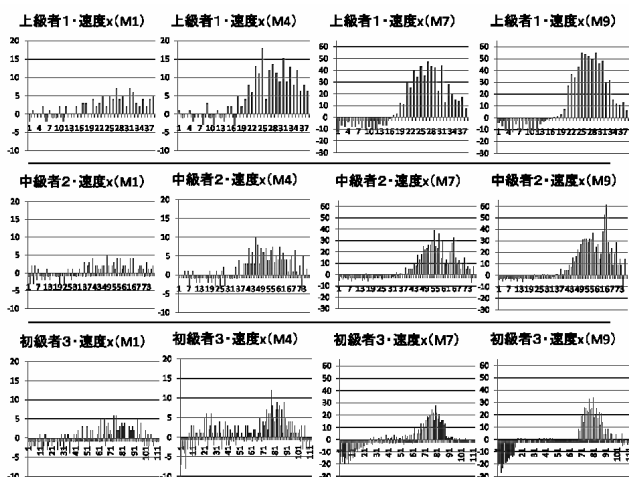


図 5: Speed of Markings

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。結果を表 1 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。

表 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。

表 2: Sensitivity of Input Variables

入力変数の個数	削除入力変数・認識率 (%)				選択入力変数
	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

感度分析の結果を表 2 に表す。結果として、M1, M2 → M7, M8, M9 → M5, M6 → 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、図 4 と図 5 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、入力変数の重要度を $P_i = (R_i - R_{i-1}) / (\sum_i |R_i - R_{i-1}|)$ で定義した。表 2 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.

$$w_{Ji} = \frac{\sum_{h=1}^L w_{Jih}}{L}, \text{ for } \forall i \quad (15)$$

$$J = \{j | \max_j p_{jk}, k = 1, 2, 3\} \quad (16)$$

結果を図 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.

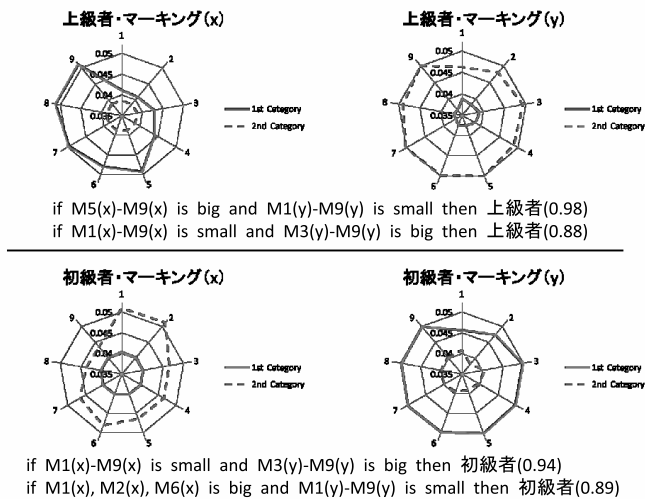


図 6: Rule of Technique Skill

5 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, 技能スキル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] 松田 隆夫: 知覚心理学の基礎, 培風館 (2000)
- [2] S.Grossberg: How does the cerebral cortex work? Learning, attention, and grouping by the laminar circuits of visual cortex, *Spatial Vision*, Vol. 12, No. 2, pp. 163-185 (1999).
- [3] H.Neumann and W.Sepp: Recurrent V1-V2 interaction in early visual boundary processing, *Biological Cybernetics*, Vol. 81, pp. 425-444 (1999).
- [4] K.Fukushima: Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position, *Biological Cybernetics*, Vol. 36, pp. 193-202 (1980).
- [5] J.R.Williamson: Self-organization of topographic mixture networks using attentional feedback, *Neural Computation*, Vol. 13, pp. 563-593 (2001)
- [6] 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, Vol. 17, No. 2, pp. 81-88 (2004)
- [7] 林 勲, ジェームズ R. ウィリアムソン: ガボール型受容野をもつ TAM ネットワークの提案, 知能と情報, Vol. 18, No. 3, pp. 434-442 (2006)
- [8] 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, Vol. 1, No. 1, pp. 11-18 (2004)
- [9] 松本 雄一: 組織と技能 技能伝承の組織論, 白桃書房 (2003)
- [10] 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, Vol. 20, pp. 19-27 (2000)
- [11] 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, pp. 377 (2003)
- [12] 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, Vol. 46, No. 8, pp. 498-505 (2002)
- [13] 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, Vol. 7, No. 1, pp. 119-127 (1994)
- [14] 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, pp. 681 (1991)
- [15] G.A.Carpenter, S.Grossberg and J.Reynolds: ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network, *Neural Networks*, Vol. 4, pp. 565-588 (1991).

舞踊動作の質的評価の試み

Qualitative Evaluation for Motion analysis of Dance

小田邦彦¹ 中村美奈子² 小島一成³

Kunihiko Oda¹, Minako Nakamura², and Kazuya Kojima³

¹大阪電気通信大学医療福祉工学部

¹Osaka Electro-Communication University Faculty of Biomedical Engineering

²お茶の水女子大学文教育学部

²Ochanomizu University Faculty of Letters and Education

³神奈川工科大学情報学部

³Kanagawa Institute of Technology Faculty of Information Technology

Abstract: The purpose of this study is to make a trial to develop for a quantitative evaluation for motion analysis with a 3D motion analysis device by comparing the characteristics of three dances. We measured the trajectory of the pelvis of skilled dancers of Bali-dance, ballet and Uighur-dance. The result demonstrated the characteristics of the gait motion of each dance. In addition, comparing the trajectories with the normal gait, the skills of the dances were clearly showed.

はじめに

動作分析は、三次元動作解析装置などを用いて、詳細に行われるようになってきた。正常歩行などの基本動作の分析は生得的な基本パターンからの逸脱の度合いなどで評価される。つまり、その度合いを量的に評価することになる。各体節の相対的な位置関係を正常パターンの範囲で角度などで表すことは可能である。しかし、異常歩行や測定場面以外での通常歩行における正常パターンには大きなばらつきがあり、量的な評価も困難であることが多い。このばらつきには、癖、心理状態の表現、年齢、性差、文化的背景、被服からの制限など種々の要因が含まれている。また、舞踊やスポーツに見られるスキルを解析するとき、これら定量的な動作分析とは異なる観点からの動作分析が要求される。

舞踊動作は振り付けという形式の中での表現であり、基本パターンの組み合わせではある。しかし、基本パターンの運動学的に正確な運動を行うだけでそのスキルの内容を評価することはできない。修飾的な動作が付加されるためにその特徴やスキルの量的な評価は困難である。

今回、3種類の舞踊の動作分析を行い、舞踊のなかの歩行パターンを比較し、舞踊の基本的なスキル

の特徴を質的に評価することを試みた。

対象と方法

対象

クラシックバレエの被験者は、22歳、10歳からバレエを継続しており、約10年の舞踊歴を持ち、大学では、舞踊を専攻していた。

バリ舞踊の被験者は、42歳、約10年のバリ舞踊家としての舞台経験を持ち、その後約10年の教授歴を持つ。現地の舞踊家から指導を受け、バリ舞踊（レゴン）の熟練者といえる。

ウイグル舞踊の被験者は、38歳、16歳から中華人民共和国新疆ウイグル自治区国立芸術院の教師および舞踊家として活躍しているウイグル舞踊の熟練者である。

方法

舞踊の動作分析には、光学式モーションキャプチャシステム(Motion Analysis 社製 MAC3Dsystem)を用いた。撮影には赤外線カメラを使用し、被験者の身体には、反射マーカを装着し、3次元空間内の位置情報を検知した。さらに、左右の後上腸骨棘の中

点を算出し、仮想のマーカースとした。

測定動作

3種類の舞踊技術の比較のため測定した動作は、舞踊中の歩行動作とした。歩行中の体重心移動の指標として、バリ舞踊とウィグル舞踊については安静時立位の体重心位置に近傍する左右の後上腸骨棘の中点を計算し、仮想マーカースとしその軌跡を比較した。また、クラシックバレエに関しては、左右の後上腸骨棘の結んだ線の脊柱との交点にマーカースを貼付した。

結果

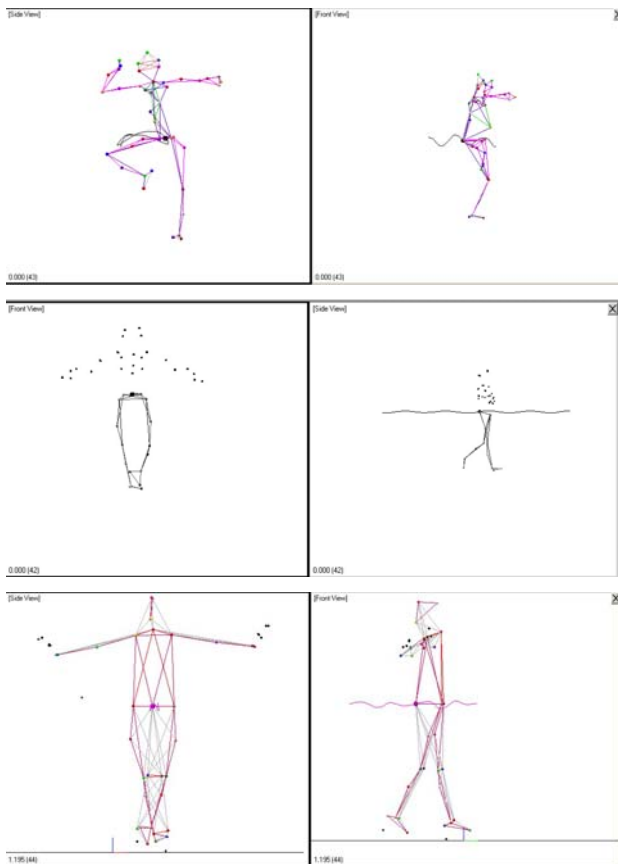


図 1：舞踊中の歩行動作（上からバリ舞踊、クラシックバレエ、ウィグルダンス）

図 1 は 3 種類の舞踊の動作中の各マーカース位置を示したものである。図の上からバリ舞踊、クラシックバレエ、ウィグル舞踊である。また、左に前額面、右に矢状面を示した。

次に、3種類の舞踊の歩行動作中の前額面上での骨盤部の軌跡を以下に示す。



図 2：バリ舞踊中の骨盤部の軌跡（前額面）



図 3：クラシックバレエ中の骨盤部の軌跡（前額面）

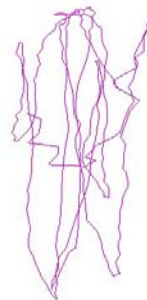


図 4：ウィグルダンス中の骨盤部の軌跡（前額面）

図 1 のバリ舞踊の場合は、骨盤部の軌跡は左右の変位が大きく、上下のそれは小さい傾向が見られている。また、ウィグル舞踊の軌跡は、左右の変位が小さく、上下のそれは小さい特徴を示した。クラシックバレエ（以下バレエ）の軌跡は、上下、左右の変位が正常歩行の軌跡の上下反転した形状を示した。

考察

本来、ヒトの二足歩行において、骨盤部は図 5 のように前額面上で横八の字を描くと言われている。この横八の字は、矢状面でのサインカーブ、水平面でのサインカーブの 2 つのサインカーブの組み合わせ

せとして前額面では、横八の字を描く。このカーブは歩行速度などで変化する。

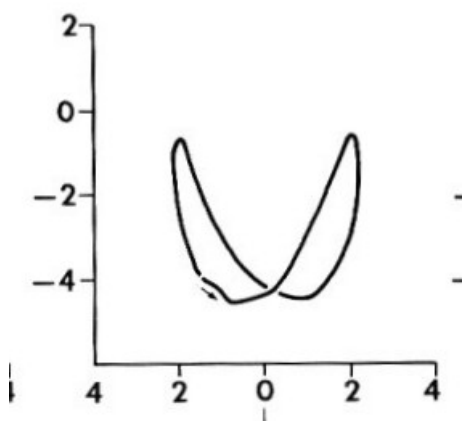


図 5：正常歩行の骨盤部の軌跡（前額面）
(Inman,1981) [1]

この軌跡に影響を及ぼす要因として Inman は、以下のものを挙げている。

- (1) 骨盤の回旋
- (2) 骨盤の側方傾斜
- (3) 立脚期の膝関節の屈曲
- (4) 体幹の側方移動
- (5) 骨盤の前後傾斜
- (6) 肩甲帯の回旋
- (7) 下肢の回旋
- (8) 足関節の回旋

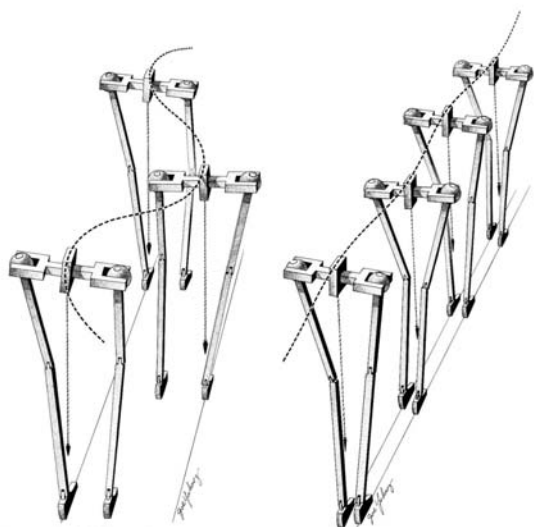


図 6：歩隔の大小による骨盤部の軌跡の変化
(Inman,1981) [1]

特に、体幹の側方移動に関しては、図6のように足部の位置である歩隔の狭小化に伴って、側方変位は小さく、歩隔が大きければ大きくなるとされている。

[1]

この、歩隔は上記の8つの要因のうち、下肢の回旋や、体幹の側方移動が関係していると考えられる。

今回の3種の舞踊の歩行の特徴は、歩隔の位置に見られる。特に、バリ舞踊に関しては、基本的な姿勢が、股関節の屈曲・外転・外旋であり、その基本姿勢をさらに強調するかのよう歩行パターンをとっている。これによって、歩隔が大きくとられることにより、骨盤の側方変位が増加している。また、図7のように、骨盤部の上下位置の最下点が側方向変位の中央部付近ではなく、最変位部に位置している。

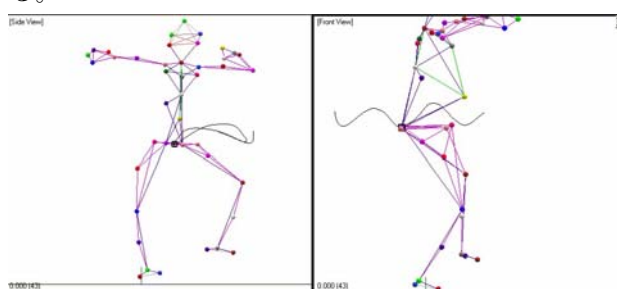


図 7：バリ舞踊の最下点

これは、片脚立位時には、立脚側に体重移動が行われるが、歩隔が大きいため、股関節外転位のままでは、体重支持位まで持ち込めず、膝関節の屈曲によって、骨盤部を立脚側に引き寄せ、膝関節を大きく屈曲したことによって、反対足への体重移動に膝関節伸展筋群を利用しようとしていると考えられる。

これに対して、ウィグル舞踊は、歩隔を極端に狭めている。図6に示されるように、歩隔が狭小な場合は、骨盤部の側方変位は小さくなる。さらに、立脚期に膝関節をリズムに合わせて屈曲させるため、この軌跡は、上下に大きく拡大されることになる。これは、Inman の挙げた条件のうち、立脚期の膝関節の屈曲が影響していると考えられる。

クラシックバレエの歩行動作は、骨盤の最下点が片脚立位時に見られる。正常パターンであれば、本来、最下点は両脚支持期の側方向中央部付近となるはずである。

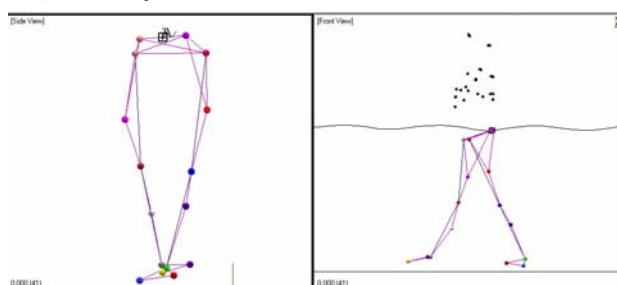


図 8：クラシックバレエの最下点

図8は、その最下点の前額面、矢状面からみたものであるが、本来、足部の着地は、足関節を背屈させて踵部から行われるが、ここでは、クラシックバ

レエの特徴である足関節底屈・膝関節伸展の特徴から、つま先接地となっている。正常歩行では、両足底面がほぼ接地し骨盤が側方向中央部で最下点となる。つま先接地し、さらに、つま先への体重負荷を通常とするクラシックバレエでは、正常歩行より両脚支持期が早まって開始されていると考えられ、最下点が側方に偏倚しているものとする。

このように、骨盤部の前額面上の軌跡から、他の体節の動きが読み取れることになる。このことは、三次元動作解析装置により得られた各体節の位置情報全体だけでは、読み取れない舞踊動作の技術的な情報を分解して読み取ろうとするのではなく体重心の近傍に位置する骨盤部の前額面上の軌跡の各部から基本的動作の技術的要因が読み取れる可能性があるということになる。

今回、比較対象とした3種類の舞踊は、文化的な背景も基本的技術体系も異なるものである。なぜバリ舞踊は、股関節を屈曲外転外旋させているのか？というような素朴な疑問に、文化的な背景は考慮することはできないものの、骨盤部の軌跡からその特徴を抽出することができる。バリ舞踊については体重心の左右への移動が強調されて表現され、ウィグル舞踊は体重心の上下移動を強調して表現している。

さらに、これらの歩行動作のパターンの筋活動に関しては、歩幅に影響を与えるもののうち代表的なものは、股関節の外転筋群となる。片脚立位時において、骨盤の側方傾斜を制御しているのは、中殿筋などの股関節外転筋群である。

この外転筋群の異常については、病理学的にも特異的な歩行パターンを呈する。この股関節外転筋群が弱化した場合、骨盤の側方傾斜が大きくなり、特有のトレンデレンブルグ徴候と呼ばれるサインを示すことになる。[2]

このように、病理学的な動作の異常において見られる歩行パターンは、解剖学的問題、生理学的問題である身体構造・身体機能と運動学的問題である身体活動の関係で説明されてきた。身体活動から、身体構造・身体機能の異常を抽出し、問題解決のプログラムを立案することが、医学的リハビリテーションの方法論である。身体構造・身体機能の異常が身体活動に影響を及ぼしている場合、その身体活動に現れる徴候は、非代償性、代償性の形をとり、ヒトの持つ適応性から、その影響が直接的に現れる場合と反対にその逆の方向に現れる場合がある。痛みや、異常パターンの打ち消しを目的とした代償という行為が運動のスキルともいふべき要素を持っていると考えられる。

これらの医学領域の知見は、一般の身体運動の解釈にも、応用できるものとする。今回、比較を行

った3種類の舞踊において、それぞれ基本姿勢、基本動作が設定されており、その繰り返しから連続的な舞踊の構成が行われる。舞踊の熟練者、上級者の基本技術の正確性が、応用技術の高さや、芸術性付加など、本来、言語化が困難であったスキルの言語化に有効であるとする。

また、舞踊など基本動作の積み上げからなっている身体表現の場合、この基本動作からの逸脱は通常認められない。クラシックバレエのアラベスク動作の股関節の内転が得られない場合、骨盤の水平位保持を放棄し、骨盤の側方傾斜と股関節の外旋を代償動作としてアラベスク位を保持しようとする場合その矯正が求められる。通常の生得的な動作は代償運動でその特徴が明確化されない場合があるが、代償動作が認められない領域での基本動作の確実な表現というスキルの質的評価の指標となると考える。

今後の課題と展望

舞踊は、基本姿勢、基本動作の繰り返しから習得は始まる。これら基礎技術が方法論として確立しており、クラシックバレエのバーレソンに代表されるような基礎技術の上に成り立っている。特に基本動作に特有な股関節の外旋位保持の意味について、運動学的にその意味を解釈することなどが考えられる。これら、基本姿勢、基本動作の運動学的分析から、舞踊動作の技術的要素であるスキルを抽出し、さらには、その技術的習熟度などの質的評価の可能性を示唆した。

まとめ

舞踊動作について三次元動作解析装置から得られる骨盤部の前額面上の軌跡を用いて動きの質的評価を試みた。

文化的技術的に異なる3種類の舞踊中の歩行動作に着目し、その基本技術の差について検討した。

歩行動作に現れる股関節の外転角度が、骨盤部の軌跡の形状に反映されていた。

謝辞

本研究の一部は大川情報通信基金の助成を受け、実施いたしました。

参考文献

- [1] Verne T.Inman, Henry J.Ralston, Frank Todd: Human Waalking, pp. 1-15, (1981)
- [2] 中村隆一・斉藤 宏・長崎 浩.: 臨床運動学 (第3版) 医歯薬出版, pp. 479-596, (2002)

個人間相互作用を多重解像度で考える

Investigate Inter Personal Interaction by Multi-Resolution

今村健一郎^{1,2*} 笈康明³ 仰木裕嗣¹
 Kenichiro IMAMURA^{1,2} Yasuaki KAKEHI³ Yuji OHGI¹

¹ 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科

¹ Graduate School of Media and Governance, Keio University

² 日本学術振興会特別研究員 (DC1)

² Research Fellow of the Japan Society for the Promotion of Science

³ 慶應義塾大学環境情報学部

³ The Faculty of Environment and Information Studies, Keio University

Abstract: Physical tacit knowledge is the way of acquiring the abilities to move our body by trial and error. Understanding of the relationship between body segments plays a key role in order to encourage learning the physical tacit knowledge. This study utilized the visualization as the tool for understanding its relationship.

1 はじめに

サッカーやバスケットボールなどの対人型のボールゲームでは、プレーヤー個人の華麗なドリブルや巧みなステップワークに魅了されたり、チームとしてのダイナミックかつ流れるようなパス回しに興奮するファンが世界中に存在する。このように第三者的立場で運動を観察したときに体感する「巧みさ」や「華麗さ」といった印象は、どのような要因に起因するのだろうか。著者は、その要因として運動のつながり、関係性という点に着目した。複数人で行われるボールゲームでは、個人の能力だけでなく、集団（チーム）としての能力が問われる。図1に示すように、ボールゲームでは、身体部位 個人 集団という異なる層で起こる現象が相互に影響しあうことで成り立っている。この三層のつながりを巧くコントロールできるチームが、人々を魅了するチームだと考えられる。この場合は、身体部位の運動を協調させて個人の運動へと仕立てる「個人内相互作用ネットワーク」と、個人の運動を協調させて集団としての振舞いに仕立てる「個人間相互作用ネットワーク」の二つが重要な関係性ネットワークと考えられる。従来、個人の身体運動解析はスポーツバイオメカニクス等の研究分野で多く行われているが、より詳細に観察していく Analysis（分析）の考え方が多く、身体部位の運動情報を詳細に見て Synthesis（統合）し

ていった研究は数少ない。一方、多人数の集団行動を解析しようという試みは、サッカーやラグビー等で見られるが [1][2]、人間を質点に置き換えて、質点系でグラフ理論の適応や、ポテンシャル場を仮定して、多人数フォーメーションという群としての特性を理解しようという試みであり、個人の身体部位の運動までを加味して考えている研究は少ない。最終目標は、身体部位、個人、集団というスケールの異なる多重層間のつながりを定量表現・理解することである。今回は、その一歩として、集団としては最も少ない二人に関する個人間相互作用について検討した。試技は、一対一の駆け引き（左右方向追従動作）とした。

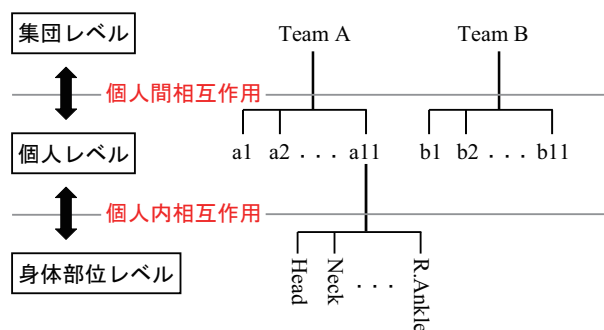


図 1: サッカーにおける空間スケールの三層構造

*連絡先：慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科
 〒 252-8520 神奈川県藤沢市遠藤 5322
 E-mail: imkn0926@sfc.keio.ac.jp

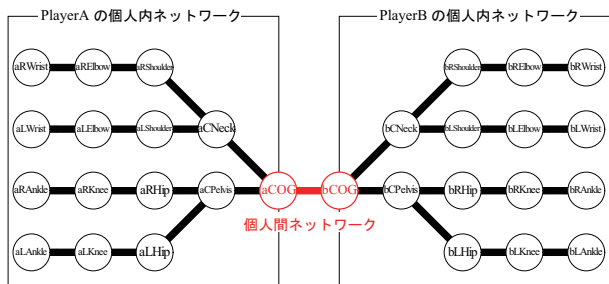


図 2: 個人内/個人間相互作用ネットワークモデル

2 解析方針

相互作用を考えるにあたり、相互作用特徴量(=相互作用情報を伝播する媒体)を定義する必要がある。本研究では、第三者的立場から観察したときに得られる情報でどこまで相互作用系を理解できるかということに興味があるため、運動情報の大半は、視覚情報として得られるという状況を仮定する。視覚情報は、位置、速度、加速度等が考えられるが、本研究では、運動を姿勢情報の動的変化と考えるため、運動の流れや「いきおい」を表す速度情報を採用する。個人内/個人間相互作用を統合して考えていくために、図2(重心からなる木構造)に示すような木構造のネットワークモデルを利用する。今回は、個人間相互作用ダイナミクスを、両者の重心速度関係から検証する。また、速度関係としては「大きさ関係」と「方向関係」が考えられるが、今回は「方向関係」に着目した。各身体部位や個人の発揮できる速度の大きさには限りがあるため、大きさをどのような方向に制御するかということが重要と考えるためである。

3 計測及びデータ処理

光学式のモーションキャプチャシステム(MotionAnalysis社製MAC3DSystem)を用いて一対一駆引きを三次元計測した。今回、対象とした一対一駆引きは、攻者の左右方向の移動運動に対して守者が追従するという動作である。正対した時の互いの距離は、常に3[m]程度離れるようにし、移動範囲は左右に1[m]ずつ、合計2[m]の範囲内での側方移動とした。計測のサンプリングレートは250Hzで行った。計測した三次元座標データは、遮断周波数20Hzの双方向ButterWorth型デジタルフィルターによって平滑化した。なお、遮断周波数は残差分析[3]を用いて決定した。その後、計測したマーカー座標値から、関節中心点15点を特徴点とし、三次元座標を算出した。特徴点15点はそれぞれ、体幹3点(頭頂点、胸郭中心点、骨盤中心点)、左右上

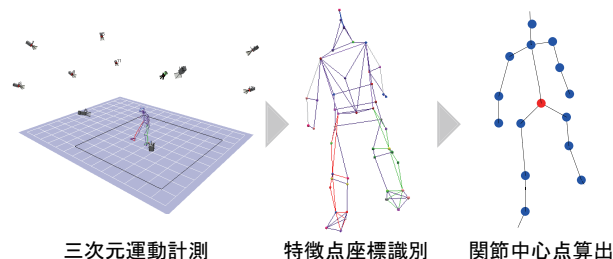


図 3: 計測から関節中心点算出までの概念図

肢各3点(肩峰点、肘関節中心点、手関節中心点)及び、左右下肢各3点(大転子点、膝関節中心点、足関節中心点)とした。本研究では、図3中に示されるような、関節中心点と体節リンクモデルを基に攻者及び守者の関節中心点速度を求めた。被験者はサッカー及びフットサルの経験者2名とし、攻者と守者の立場を入れ替えて2パターンの計測を行った。

4 重心間水平速度相関値の観察

本研究では、個人間相互作用を攻者と守者の重心速度の関係性から考えていくが、まず、二点間の速度関係をどのように解釈すればよいかという事から考える必要がある。今回対象とする1対1は、左右方向への移動に限られているため、攻者は守者の移動方向と逆方向に移動することを目指し、守者は攻者の移動方向と同方向に移動することを目指すことになる。定量的に表現すると、互いの水平速度の相関値(内積)を攻者は1、守者は-1にすることを目指すと考えて良い。水平速度相関値($VelCorr$: Correlation of Horizontal Velocity)は、式(1)に示すように定義する。

$$-1 \leq VelCorr(t) = \frac{\mathbf{V}_1(t) \cdot \mathbf{V}_2(t)}{|\mathbf{V}_1(t)| * |\mathbf{V}_2(t)|} \leq 1 \quad (1)$$

この式を用いて、二人の被験者が攻者と守者の立場を入れ替えた試技二パターンの重心間水平速度相関値を観察していく。ちなみに、パターンAを攻者がフェイントに成功した場面が存在する試技とし、パターンBを攻者と守者を入れ替えて計測したもので、フェイントに成功した場面が存在しない試技とする。本章では、一例としてパターンAの相関値時系列波形を図4に示す。この図より、計測開始時に1近辺でのゆらぎがあり、その後は、多くの時間帯で1であることが多く、時々、瞬間的に-1になることがわかる。また、1200~1400フレーム辺りでは、-1の時間帯が長く続いていることがわかる。この一連の流れを現象と照らし合わせてみると、初期のゆらぎは、両者が動き出す前に構えている状態であることがわかる。速度の大きさはほぼ

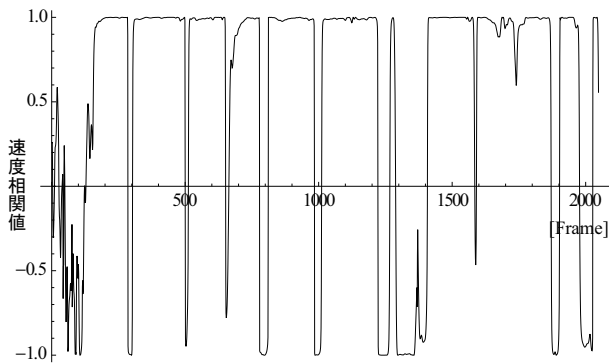


図 4: 重心間水平速度相関値 (パターン A)

0 であり、大きさ関係で見ると非常に安定した定常状態に見えるが、その分、互いの速度方向は定まっておらず、どの方向へも動き出しが可能な緊迫した状態といえよう。駆引きにおける静止状態のにらみ合いの状況、つまり、「不安定なつりあい」の状態が適切に表現できている。その後、1 が多く続く時間帯は、守者が攻者の重心速度の方向と同方向に移動していることを示している。駆引きにおける攻者の戦略は、基本的に守者に追従させておき、ある瞬間に相手を外す（逆方向に動く）ことを狙うため、守者が追従している状態が 1 が長く続いているということに表れている。瞬間的に -1 になるフェーズは、攻者が方向転換してすぐに守者が同方向に移動できていることを示している。攻者が方向転換を行い、相関値が -1 になる瞬間に、守者も方向転換を行い相関値を 1 に戻しているために、-1 のピークが現れている。1200 ~ 1400 フレームの辺りでは、攻者が方向転換を行ってから同方向に守者が方向転換を行うまでに、大きな時間差が見られるということである。この時間帯、攻者は、左 右 左というサイドのフェイントを駆けることで、追従させないことに成功していた。また、位相状態と方向転換の関係で考えると、守者が追従できている段階は、1 が基本の位相状態になっており、攻者が先手で -1 に状態を移すとすぐに守者が 1 に戻すというやりとりが行われているのであるが、守者が追従できずに攻者に外されている段階では、-1 が基本の位相状態になっており、守者が先手で 1 の状態に移すとすぐに攻者が動く方向を変えて -1 の状態に戻すという状況にあると考えられる（図 5 参照）。以上を整理すると、-1 のピークが現れた場合は、攻者が先手の方向転換が行われた瞬間であり、1 のピークが現れた場合は、守者が先手の方向転換が行われた瞬間である。それぞれの現象は、高周波成分として現れるだろう。また、1 の時間帯が長い場合は、守者が追従している時間帯であり、逆に、-1 の時間帯が長い場合は、攻者が守者を外している時間帯である。それぞれの現象は、低周波成分として現れると考えられ

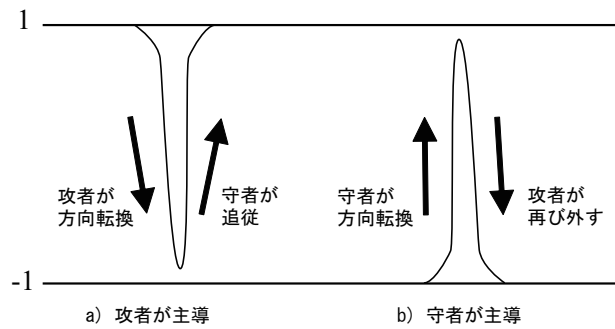


図 5: 主導と追従の関係性

る。以上を踏まえると、速度相関値の波形を周波数成分ごとの時系列データに分解できれば、目まぐるしく方向転換がやりとりされている波形と、結果としての位相の遷移状態に分解することが可能になると考えられる。

5 ウェーブレット多重解像度解析

ここでは、重心間水平速度の相関値を周波数帯域ごとに分解した時系列データを算出し、方向転換による急峻なやりとりと、位相の遷移状態の緩やかな変化を分解する方法として、ウェーブレットによる多重解像度解析について説明していく。

一対一駆引きのような運動は、前後文脈や相手との関わりによって、急に止まったり、突然動き出したりと非正常かつ非周期的な現象である。このような現象の周波数解析には、従来、短時間フーリエ変換を利用した例が数多い。短時間フーリエ変換の周波数分解能は、サンプリング定理に基づくナイキスト周波数 f_n と窓関数の持続時間（時間窓幅） W によってのみ定まる。算出可能な周波数帯 f_s は、 $1/2W < f_s < f_n$ となる。例えば、サンプリング周波数が 250 [Hz] かつ時間窓幅が 1/5 [s] の場合、 $f_n = f_s/2 = 125$ [Hz] で $1/2W = 1/2 \times 1/5 = 2.5$ [Hz] であるため、抽出可能な周波数帯域は 2.5 ~ 125 [Hz] となる。ただし、この方法では、抽出可能な周波数帯域内成分の敏感な変化に対応できない可能性が高く、結局のところ、観察したい周波数帯域を設定しておいて、その帯域に適した窓幅を設定しておかなければならないという問題が残る。この問題を解決する方法は、周波数に応じて窓幅を変更するという考え方である。それを実装したのが、ウェーブレット変換による波形分解である。ウェーブレット変換は、基準となるマザーウェーブレットを定義し、そのスケールを拡大・縮小した波形の組み合わせによりデータを時間周波数平面上に分解する方法である。マザーウェーブレットの拡大・縮小を通じて、それぞれの周波数帯域の

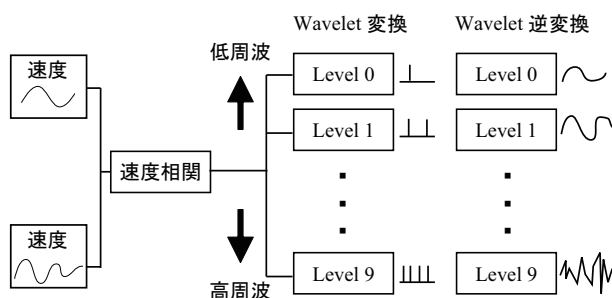


図 6: 多重解像度解析の概略

表 1: WaveletLevel とその対応周波数領域

Level	対応周波数帯域 [HZ]
Level 0	$2.44 \times 10^{-1} \sim 4.88 \times 10^{-1}$
Level 1	$4.88 \times 10^{-1} \sim 9.76 \times 10^{-1}$
Level 2	$9.76 \times 10^{-1} \sim 1.95 \times 10^0$
Level 3	$1.95 \times 10^0 \sim 3.91 \times 10^0$
Level 4	$3.91 \times 10^0 \sim 7.81 \times 10^0$
Level 5	$7.81 \times 10^0 \sim 1.56 \times 10^1$
Level 6	$1.56 \times 10^1 \sim 3.13 \times 10^1$
Level 7	$3.13 \times 10^1 \sim 6.25 \times 10^1$
Level 8	$6.25 \times 10^1 \sim 1.25 \times 10^2$
Level 9	$1.25 \times 10^1 \sim 2.50 \times 10^2$

成分を抽出するのに適した窓が自動的に割り当てられることになる。基準データやフーリエ変換後のデータと異なり、時間分解能または周波数分解能のいずれか一方が厳密にわかるわけではないが、両方がおおよその精度で把握できる。この方法は、人間の動作の関係性を判断するような場合には十分だと考えられる。従って、本研究では、速度相関波形を時間的、周波数的に局在化する方法として、ウェーブレット変換を利用した。また、ウェーブレット変換により得られた時間周波数平面上に局在したスペクトルを、周波数帯ごとにウェーブレット逆変換を通すことで、周波数帯域ごとの波形成分へと分解することができる。この方法は多重解像度解析と呼ばれる方法である。理論の詳細は省くが、ウェーブレットによる多重解像度解析のアルゴリズムの概略を図 6 に示す。

また解析の都合上、データ数は二のべき乗でなければならないという拘束があるため、今回は、解析した駆引き試技では時系列のデータ数 2^{11} 個採取した。マザーウェーブレット関数としては、分解した波形間の正規直交関係を約束するために、四次のドブシー (Daubechies) 関数とした。分解周波数領域は、表 1 に示す 10 段階となる。Level0 が最も低周波で Level9 が最も高周波の成

分を表している。

6 重心間相互作用ダイナミクス

6.1 攻者が成功した試技例 (パターン A)

図 7 にパターン A の重心間水平速度の相関値を多重解像度分解した結果を示す。この図は、横軸を時間、縦軸を周波数帯の各 Level として、水平速度相関値を等値線 (ContourMap) として表したものである。各等値線間の色は、-1 が黒、1 が白とし、間を $-1 \sim -0.6$, $-0.6 \sim -0.2$, $-0.2 \sim 0.2$, $0.2 \sim 0.6$, $0.6 \sim 1.0$ の 5 段階にわけて表示したものである。各 Level の波形間は単純に線形補間を行い変化を見やすくした。また、図中の白い波形は、同様の水平速度相関値を各レベルごとに示したものである。等値線の色から全体的な傾向を読み取り、白い波形から細かな変化を読み取ることができる。図において、Level7~9(15.6Hz~125Hz)の高周波数帯域では、重心間の急峻な変動成分が取り出せており、動作開始時の不安定状態及び駆引きの切り返し局面等が、高周波成分として抽出できていることがわかる。そして、Level0~3(0.12Hz~1.95Hz)の低周波数帯域では、1200-1400 フレームあたりで、両者の水平速度相関値が -1 の状態に遷移していることが読み取れる。多重解像度解析を利用することで、駆引き時の方向転換などの細かく激しいやりとりと、大きく攻者に外された守者の様子を分解して定量表現することができた。また、前述したように、+1 方向のピーク (白) は、守者が先手で攻者が対応というフェーズであり、-1 方向のピーク (黒) は、攻者が先手で守者が対応というフェーズであるが、白と黒が交互に現れていることから、必ずしも守者が後手の動きをしているわけではないことがわかる。例えば、1200 フレーム辺りから攻者が守者を外す時間帯になっていくが、その前の時間帯 (1000 フレーム辺り) に、一度色が白に近づいていることがわかる。これは、攻者が守者を外す動作を行う前の時間帯に、一度、守者を引き込んでいることを示している。あえて自分の移動方向に合わせるように仕向けることで、次の方向転換をより効果的な動作に仕立てていると考えられる。

6.2 守者が成功した試技例 (パターン B)

図 8 にパターン B の重心間水平速度相関値の時系列波形を示す。パターン A の波形と比較して気づくことは、攻者が方向転換してから守者が方向転換するまでの時間差、つまり、-1 になってから 1 になるまでの時間差が全体的に長いということである。時間差はおおよそ 200 [ms] 程度であるが、傍から見た印象としても攻者

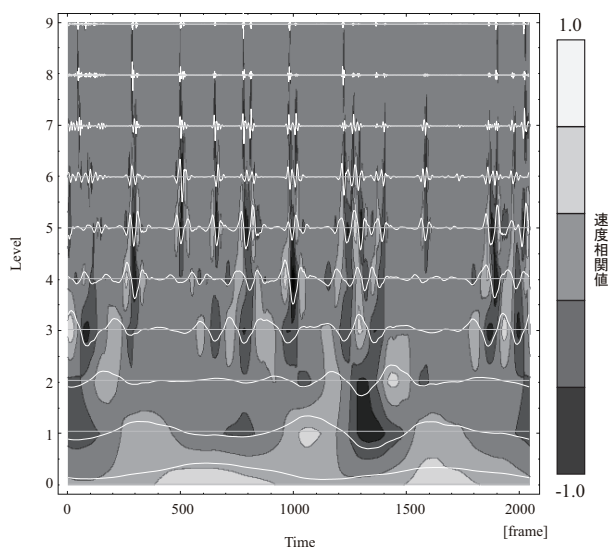


図 7: 重心間水平速度相関値の多重解像度分解 (パターン A)

に外されているという印象はないし、守者自身も対応できているとの印象を抱いていたようだ。攻者の移動方向にすぐさま対応しているわけではないが、決して外されていないわけではない。少し緩く対応していくことで、結果的に攻者に抜かれもしないし、疲労度合いも少ない戦略をとっていると考えられる。図 9 に多重解像度で表現した等値図を示す。等値図を見る限り、方向転換において、Level4 (3.9~7.8Hz 程度) 程度の時間差が最も多いことがわかる。つまり $4[Hz] = 250[ms]$ なので、今回の条件での駆引きにおいては、時間差を $250[ms]$ 以下に抑えることができれば、守者は攻者に抜かれまいと考えられる。また Level4 では、黒と白の模様が目まぐるしく移り変わっていることから、動きの主導を握る者が、攻者と守者で頻りに動き回っていることを示す。このことは、位相の遷移状態を示す低周波の模様が、相関値 0 付近であることに現れている。つまり、どちらがどちらが主導なのかということがはっきりわからず、混沌とした状態で駆引きが行われているということであろう。守者が追従という図式が必ずしも当てはまっていない例と考えられる。

7 考察

今回は、速度相関値を利用して個人間相互作用のダイナミクスを多重解像度で観察する方法を紹介した。この方法の特徴は、高周波帯域で観察できるような目まぐるしい変化が、結果としての低周波帯域に、どのように影響していくかという変動の様子をひとまとめにして可視化表現した点にある。今回は一対一駆引きの重心

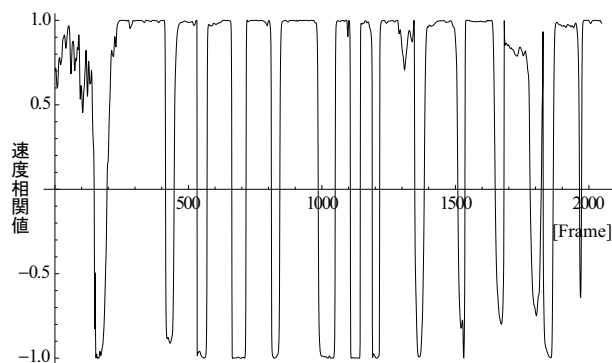


図 8: 重心間水平速度相関値 (パターン B)

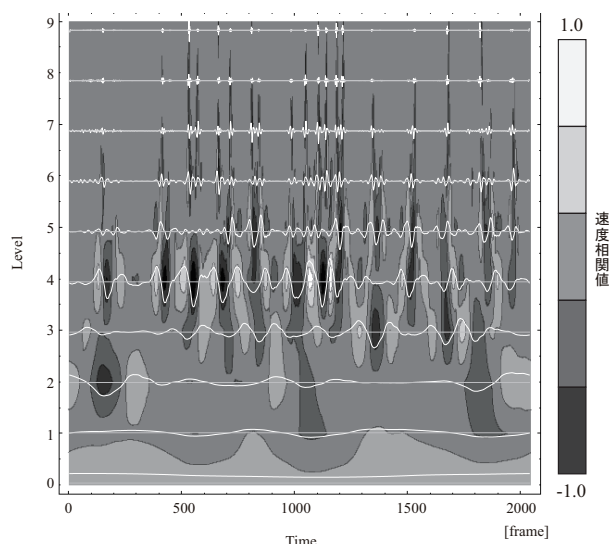


図 9: 重心間水平速度相関値の多重解像度分解 (パターン B)

間相互作用への適応例を示した。高周波数帯域 (Level7~9) を観察することで、両者の方向転換のタイミングが確認できた。そして、高周波数帯域で方向転換により、時間ずれが重畳すると、中周波数帯域 (Level4~6) で検出できるようになる。実際の駆引きの能力は、中周波数帯域を制御する能力にあると筆者は考えている。両者の速度相関波形がこの帯域より高い周波数帯域に存在すれば、互いの速度方向が大きくずれずに守者の成功となる。逆に、中周波数帯域より低い周波数帯域に影響が出てくれば (この場合だと、-1 が出てくれば)、攻者の成功と言って良いだろう。今後は、冒頭で述べたような個人内・個人間速度相関ネットワークを検討して、身体部位間、個人間の関係性を理解することで、個人及び集団の運動理解及びそれぞれの影響度合いを理解できるような仕組みを考えていきたい。時間的にも空間的にも多重の解像度で考えることでサッカーの現

象包括的に理解できることを目指す。

謝辞

本研究は，日本学術振興会科学研究費補助金特別研究員奨励費（課題番号：194141）による援助を受け，実施いたしました。

参考文献

- [1] 瀧剛士, 長谷川純一.: ”チームスポーツにおける集団行動解析のための特徴量とその応用”, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J81, No.8, pp1802-1811, 1998
- [2] 佐々木真一郎, 守田了.: ”フォーメーションマップを用いたサッカーの組織的プレー”, 情報処理学会研究報告 知能と複雑系, Vol.2000, No.55, pp25-32, 2000.
- [3] Winter.D.A, ”Biomechanics and Motor Control of Human Movement 3rdedn”, John Wiley and Sons, New York, 2004.

熟練ピアニストの「しなやかな打鍵動作」の力学メカニズム

Effective exploitation of arm dynamics in keystroke by expert pianists.

古屋晋一^{1,2} 片寄晴弘¹ 木下博²

Shinichi FURUYA^{1,2}, Haruhiro KATAYOSE¹, and Hiroshi KINOSHITA²

¹ 関西学院大学 理工学研究科/JST CrestMuse

¹ Kwansai Gakuin University/JST CrestMuse

² 大阪大学大学院 医学系研究科

² Graduate School of Medicine, Osaka University

Abstract: The present study investigated the expert-novice difference in the kinetics of upper-limb movement during the keystroke on the piano. Kinematic recordings were made while experts (N = 7) and novices (N = 7) of classical-piano players performed a right hand octave keystroke with staccato articulation to produce four different sound dynamics. Using the inverse dynamics method, interaction and muscular torques generated at the shoulder, elbow and wrist joints were computed. At all sound dynamics, the experts produced larger interaction torques at the elbow and wrist joints compared to the novices, and thereby had smaller muscular torques at these joints. This suggests that through the long-term piano training the expert pianists acquired motor skill of reducing muscular load during the keystroke by effectively exploiting the interaction torques.

1. はじめに

熟練したピアニストは数時間に及ぶ演奏会において、最後の一音まで素晴らしい音楽を奏でることができる。筋肉が疲労すると、発揮筋力は低下し、ミスタッチは増大することから、ピアニストは長時間演奏しても手や腕の筋肉が疲労しない演奏技術を習得していることが必要である。さらに、演奏や練習時における不必要な筋収縮は、手や腕を故障するリスクを増大させるため、運動効率の良い打鍵動作技術の習得は、一生涯に渡り、健康に演奏活動が続けるためにも不可欠である[4, 7, 12].

我々は現在までに、ピアニストとピアノ初心者の打鍵動作における上肢運動の運動学的特徴（キネマティクス）および筋活動パターンの違いを調べる研究を行ってきた[5, 6]. 初めに、打鍵するために腕を振り下ろしている間の上肢の運動学的特徴をピアニストとピアノ初心者と比べたところ、ピアニストは、関節運動が、肩、肘、手首の順番で起こるムチ動作（運動連鎖）を利用しており、一方でピアノ初心者の打鍵動作では、各関節の運動はほぼ同時刻に起こることが明らかとなった[5]. このような上肢運動パターンの違いの持つ意味を明らかにするために、腕振り下ろし動作中の上肢の各関節運動の減速度を計算したところ、ピアニストの肩と肘の最大減速度は

初心者に比べてより大きな値を示した。ある身体部位が減速すると、隣接する身体部位には慣性力が生じるため、ピアニストは打鍵動作を行う際にムチ動作を利用することで、初心者に比べて肘と手首により大きな慣性力を作り出していることが示唆された。

次に我々は、指先が鍵盤と接触してから鍵盤が最下部に達するまでの間（押し込み期）の、上肢の運動学的特徴および筋活動パターンについて、ピアニストとピアノ初心者の間で比較する研究を行った[6]. その結果、ピアニストは指先が鍵盤と接触した直後に、上腕を前方に回転させることで手を前方に押し出し、それにより、鍵盤を押し込んでいる間に指関節および前腕の筋肉にかかる負荷量を軽減するという特殊な打鍵運動技術を用いていたが、ピアノ初心者ではそのような動作パターンは一切認められなかった。

以上2つの研究結果は、ピアニストと初心者の打鍵動作における上肢運動パターンの違いを示しているが、その背景にある関節運動の動力学特性、すなわち、各関節に生じる関節トルク（注：関節を回転させる力）の特徴の違いについては、一切知られていない現状である。

打鍵動作のように、複数の関節が運動時に連動する多関節運動では、ある関節の運動は筋肉の力発揮によってのみ起こるわけではなく、身体部位間の相

相互作用によって生じる力の影響も受ける。これには、慣性力、遠心力、コリオリ力といった力が含まれ、その結果各関節に生じるトルクは“相互作用トルク”と呼ばれている[3]。しかし、脳が運動指令を出力することによって直接制御することができる対象は、筋力のみであるため、多関節運動を脳がどのようにして制御しているか理解するためには、相互作用トルクと、筋力の発揮によって関節に生じるトルク(筋トルク)とを分離して調べる「動力学的解析(キネティクス)」が不可欠である。

現在までに、多関節運動の動力学的解析は、腕到達運動や描画運動、投球動作などで詳細に行われてきた[2, 9, 11]。その結果、(1) 脳は各関節に生じる相互作用トルクの大きさとタイミングを予測することができること、(2) その予測に基づいて、脳は各筋肉に運動指令を送っていること、(3) その結果作り出された筋トルクが相互作用トルクを相殺することで、望みどおりの運動を生成することができること、などが明らかとなった。しかし、長期的な運動訓練が相互作用トルクの制御方略に及ぼす影響については、現在までに一切調べられていない。したがって、本研究では、ピアニストとピアノ初心者の打鍵動作における上肢関節の動力学特性を比較することによって、長期的な運動訓練が上肢多関節運動における相互作用トルクの制御方略に及ぼす影響について明らかにすることを狙いとした。我々の先行研究の結果に基づき、ピアニストは相互作用トルクを効果的に利用することで打鍵動作時の筋トルクの生成量を減らし、それにより打鍵動作の運動効率を高めていることを、本研究の仮説とした。

2. 方法

国内外のコンクールにおいて入賞歴のあるピアニスト7名(24.3 ± 3.2歳)およびピアノ学習歴が1年未満のピアノ初心者7名(21.0 ± 4.6歳)を対象に、G3, G4 鍵盤に対し、右手親指小指を用いてのスタッカートでのオクターブ連打(30回)を4段階の音量(p=92.4, mp=95.8, mf=99.2, f=102.6 dB)で実施した。被験者は、身体の矢状面が鍵盤と直交し、さらにG4 鍵盤と右手小指、前腕、および上腕が同一直線上に位置する姿勢で座った。中手指節関節(手)、手首関節、肘関節、および肩関節の関節中心、および指先の運動をポジションセンサー・カメラセット(浜松ホトニクス社製:C5949)により各チャンネル150Hzで取り込んだ(Fig. 1)。これらに同期して、鍵盤の鉛直方向運動を他のポジションセンサー・カメラセット(浜松ホトニクス社製:C5949)により、さらに鍵盤に実装した力センサーによって打鍵時に鍵盤に加わる鉛直方向の力を収録した[10]。また、

ピアノ音は騒音計を介してコンピュータ内に収録した。

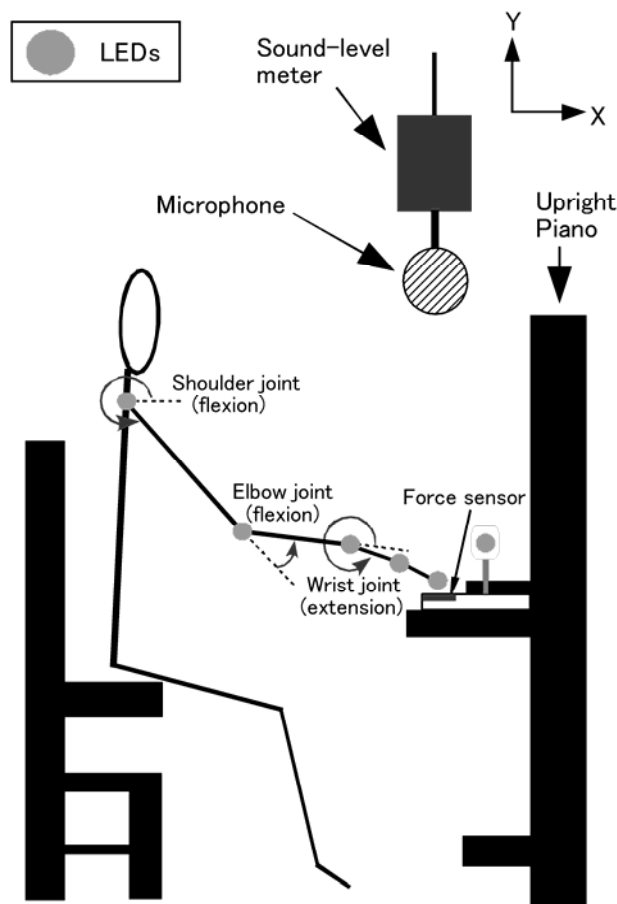


Fig. 1. LED placement and definition of joint angles. The counterclockwise direction is defined as a positive direction in angular displacement at each joint. Positive angular displacement describes flexion movement at the shoulder and elbow joints and extension movement at the wrist joint.

各関節中心の変位情報から、指、手首、肘、肩関節の角度変位、およびそれらの角速度、角加速度を算出した。本研究では、関節角度変位の正方向を、肩と肘では屈曲方向、手首関節では伸展方向と定義した(Fig.1)。さらに、ニュートン・オイラー方程式を用いた逆動力学計算により、これら身体運動情報から、手首、肘、肩の3つの関節における、重力によるトルク(重力トルク:GRAトルク)、運動依存性のトルク(相互作用トルク:INTトルク)、筋活動によるトルク(筋トルク:MUSトルク)、鍵盤反力によるトルク(反力トルク:KEYトルク)およびそれらの総和(総トルク:NETトルク)を算出した。なお、これらのトルクの間には次の関係が成り立つ。

$$\text{NET} = \text{MUS} + \text{INT} + \text{GRA} + \text{KEY}$$

MUSトルクは、GRAトルクに抗する静的な成分

と、運動の生成に寄与する動的な成分を持つため、本研究では動的な成分 (MUS-|GRA|) を、「MUS+」と表記することとした。

打鍵中に発揮した INT トルクと MUS+トルクの総量を調べるため、これらのトルクを、手の下降動作の開始 (T1) から鍵盤が底に着く瞬間まで (T2) の区間で積分した。

個々のトルクに対するグループ (被験者間要因: ピアニスト, 初心者), 音量 (被験者内要因: p, mp, mf, f) の主効果および相互作用効果は、繰り返しのある 2 元配置の分散分析法 (2×4 混合要因計画) によって検定した ($\alpha = .05$)。

3. 結果

3. 1 トルクの時系列変化

Fig.2 はフォルテの音量で打鍵した際の、肩、肘、手首関節における NET, INT, MUS+トルク、および手と鍵盤の鉛直方向運動変位の時系列データを表す。肩では、ピアニストは、指先と鍵盤が接触するおよそ 100ms 前から鍵盤が底面に衝突するまでの間、屈曲方向の MUS+トルクが増大し、その結果、屈曲方向の NET トルクが作り出されていた (Fig.2 “shoulder” 左)。一方で、初心者は、打鍵動作を行う間、常に伸展方向の MUS+トルクを発揮していた。しかし、屈曲方向の INT トルクが生じていたため、MUS+トルクと INT トルクが相殺しあった結果、初心者の肩関節の NET トルクに顕著な増大は認められなかった (Fig.2 “shoulder” 右)。

肘では、ピアニストと初心者の双方で、手を降下させている間は伸展方向の NET トルクが作り出されており、指先が鍵盤を押さえている間は屈曲方向の NET トルクが作り出されていた。ピアニストでは、指先が鍵盤を押さえている間、伸展方向の INT トルクが生じていたが、伸展方向の MUS+トルクはほとんど認められなかった (Fig.2 “elbow” 左)。一方で、初心者ではこの間、伸展方向の INT トルクの生成はほとんど認められず、伸展方向に顕著な MUS+トルクの増大が認められた (Fig.2 “elbow” 右)。

手首では、指先が鍵盤を押さえている間、ピアニストと初心者の双方で、屈曲方向の INT トルクと MUS+トルクの発揮が認められた (Fig.2 “wrist”)。しかし、ピアニストの方が初心者に比べてより大きな INT トルクを作り出しており、一方で MUS+トルクの発揮量はピアニストの方が少なかった。

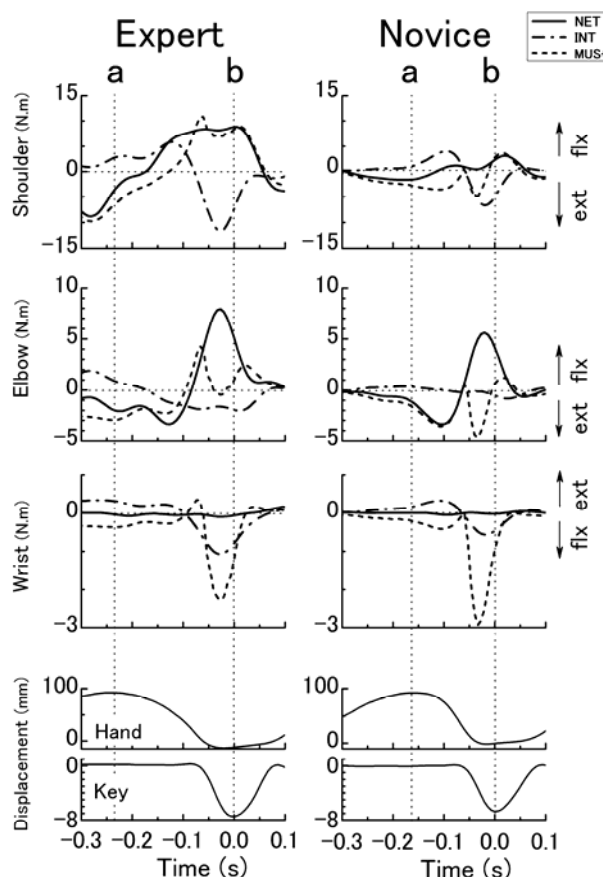


Fig. 2. The time-history curves of the computed NET (solid line), INT (dashed line), and MUS+ (gray line) at the shoulder, elbow, and wrist joints, and key and hand vertical position at *forte* loudness level, and in one representative expert (left panel) and novice (right panel) pianist. The curves represent the average of 30 keystrokes. The dotted vertical lines indicate the moments of the highest hand position (a) and the lowest key position (b).

3. 2 熟練度とトルクの積分量の関係

Fig.3 の A, C, E は、それぞれ肩、肘、手首関節における INT トルクの積分値 (INTIm) を被験者全員で平均した値を、音量毎に示している。分散分析を行った結果、肘の伸展方向 ($F(1, 12) = 7.04, p = .021$) と手首の屈曲方向 ($F(1, 12) = 33.75, p < .001$) の INTIm は、全ての音量でピアニストの方がピアノ初心者よりも有意に大きな値を示した。グループと音量の交互作用も、肘の伸展方向 ($F(3, 36) = 4.20, p = .012$) と手首の屈曲方向 ($F(3, 36) = 7.28, p < .001$) の INTIm で認められた。また、全ての関節で有意な音量の主効果が認められた。

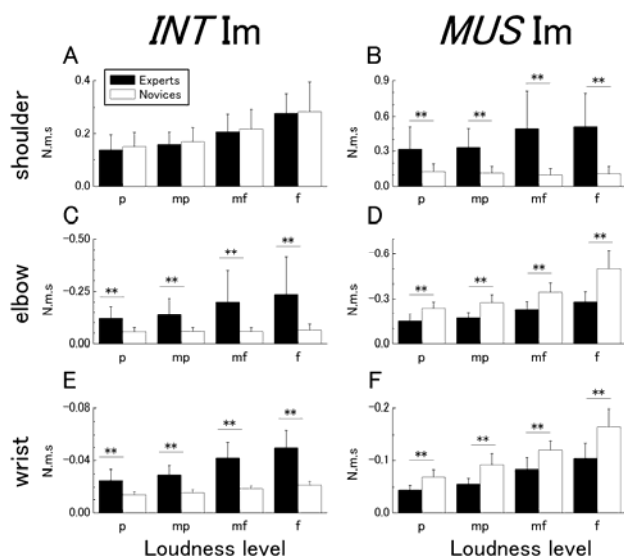


Fig. 3. *Left panel:* The group means of the *INTIm* for shoulder flexion (A), elbow extension (C), and wrist flexion (E) during the keystroke. *Right panel:* The group means of the *MUSIm* for shoulder flexion (B), elbow extension (D), and wrist flexion (F) during the keystroke. Error bars represent ± 1 SD.

Fig.3のB, D, Fは、それぞれ肩、肘、手首関節におけるMUS+トルクの積分値(MUSIm)を被験者全員で平均した値を、音量毎に示している。分散分析を行った結果、肘の伸展方向($F(1, 12) = 24.67, p < .001$)と手首の屈曲方向($F(1, 12) = 27.73, p < .001$)のMUSImは、全ての音量でピアニストの方がピアノ初心者よりも有意に小さな値を示し、一方で、肩の屈曲方向のMUSImは、全ての音量でピアニストの方がピアノ初心者よりも有意に大きな値を示した($F(1, 12) = 12.97, p = .004$)。グループと音量の交互作用は、肩の屈曲方向($F(3, 36) = 4.56, p = .008$)と肘の伸展方向($F(3, 36) = 4.77, p = .007$)のMUSImで認められた。また、全ての関節で有意な音量の主効果が認められた。

4. 考察

4. 1 ピアニストとピアノ初心者の打鍵動作における上肢関節の動力学特性の違い

本研究において、我々は、ピアニストとピアノ初心者の打鍵動作における上肢関節の動力学特性の違いについて調べた。その結果、全ての音量域において、ピアニストは初心者に比べて、より多くの相互作用トルクを肘と手首に作り出していた。我々の先行研究の結果、ピアニストは初心者に比べて、打鍵時の肩関節伸展運動の減速度が有意に大きな値を示した[5]。また、肩の伸展動作の減速に先行して、肩

の屈筋(三角筋前部)の筋活動の増大が、ピアニストにおいてのみ認められた[6]。本研究ではさらに、肩の屈曲方向の筋トルクは、ピアニストの方が初心者よりも大きな値を示すことが明らかとなった。したがって、ピアニストは近位の身体部位(肩)の運動を三角筋前部の収縮によって意図的に減速させることで、遠位の身体部位(肘、手首)に相互作用トルクを作り出しており、一方で初心者は、腕の降下中に肩関節の回転運動を減速させておらず、そのため、遠位の身体部位において相互作用トルクをほとんど利用していないことが明らかとなった。さらに、音量の増大に伴って、ピアニストは肘と手首の相互作用トルク量を増大させていたのに対し、初心者の相互作用トルク量には顕著な変化が認められなかった。これらの結果は、長期的なピアノ訓練によって、ピアニストはより効果的に相互作用トルクを利用することが可能な上肢運動制御方略を獲得したことを示唆している。

4. 2 熟練に伴う打鍵動作の生理学的運動効率の向上

ピアニストは初心者に比べ、筋トルクの発揮量は肘と手首ではより小さな値を、肩ではより大きな値を示した。これは、ピアニストは肩の屈筋を用いて打鍵動作にブレーキをかけることで肘と手首に相互作用トルクを作りだし、それによって、肘と手首の筋トルクを軽減させていることを示唆している。人間の身体構造は、体幹から指先の方に向かうにつれて、筋肉の太さ(横断面積)が小さくなるという性質を持つ。また、筋肉の疲労のしやすさは、筋肉の横断面積の大きさに反比例することが知られている[8]。したがって、肩の筋トルクを増やすことで、肘と手首の筋トルクを減らすというピアニストの方略は、「疲労しやすい筋肉の仕事量を軽減させ、その代わりに、疲労しにくい筋肉の仕事量を増大させている」と解釈することができる。演奏中に前腕や上腕の筋肉が疲労すると、打鍵動作は不正確になり、また筋肉が発揮できる力も低下する。その結果、ミスタッチは増加し、演奏テンポは遅くなるなど、時間と共にパフォーマンスの質は低下していく。さらに、数時間に及ぶ練習の間、手や腕に負担のかかる打鍵動作を続けると、腱鞘炎や局所ジストニアといったピアニストにとって職業病といわれる故障が発症するリスクが増大する[7]。これらの問題を回避するために、ピアニストは長期的な訓練を通して、相互作用トルクを利用することで上肢の筋の疲労を軽減する打鍵運動制御方略を獲得したものと推察される。

4. 3 演奏、指導現場への提言

リストやラフマニノフの楽曲やショパンの練習曲といった、高度な演奏技巧が求められるピアノ曲を

演奏・練習する際に、手や前腕の筋肉が疲労することは少なくない。演奏時の筋疲労を回避する一つの方法は、筋力をつけることであろう。事実、先行研究では、ピアニストの手の筋肉はピアノ初心者に比べ耐疲労特性が強いという報告がなされている[13]。しかし、我々がピアニストとピアノ初心者の握力および各指の摘み力を比較した結果、両者の間に有意な差は認められなかった[1]。演奏時の筋疲労を回避するもう一つの方法として、打鍵時の筋肉の仕事量を軽減させることが考えられる。それを実現する運動技術の一つとして、本研究では、ピアニストは相互作用トルクを効果的に利用することで、上腕部および前腕部の筋肉の仕事量を初心者の約3分の2程度にまで軽減させていることが明らかとなった。肘と手首に生じる相互作用トルクは、主に腕を振り下ろしている際に肩の屈曲筋（三角筋前部）が適切なタイミングで収縮することによって作り出されているため、初学者から中級者はその使い方を習得することで、運動効率の良い打鍵動作が可能となることが期待される。しかし、打鍵テンポを増大する際に、ピアニストがこのような運動制御方略を利用しているかは不明であり、今後の研究が必要である。

謝辞

本研究の遂行にあたり、温かい激励と献身的なご指導をいただいたハノーバー音楽大学音楽生理学研究所所長の Eckart Altenmüller 教授、ATR 脳情報研究所の大須理英子主任研究員、中西淳研究員、大阪大学工学部・ERATO 浅田プロジェクトの細田耕准教授、東京大学教育学部・JSPS 学振特別研究員の平島雅也博士、同志社女子大学音楽学部の中野慶理准教授、大阪大学医学系研究科の橋詰謙准教授、松尾知之講師に、心よりの感謝の意を表します。本研究の一部は、中山隼雄科学技術文化財団「平成19年度研究開発助成(B)」の支援を受け、実施いたしました。

参考文献

- [1] Aoki, T., Furuya, S., & Kinoshita, H. (2005). Finger tapping ability in male and female pianists and non-musician controls. *Motor Control*, 9, 23-39.
- [2] Bastian, A.J., Martin, T.A., Keating, J.G., & Thach, W.T. (1996). Cerebellar ataxia: abnormal control of interaction torques across multiple joints. *Journal of Neurophysiology*, 76, 492-509.
- [3] Dounskaia, N. (2005). The internal model and the leading joint hypothesis: implications for control of multi-joint movements. *Experimental Brain Research*, 166, 1-16.
- [4] 古屋晋一, 木下博 (2003). 打鍵運動. 矢部京之助, 大築立志, 笠井達哉ら編, 入門運動神経生理学 (pp. 223-229). 市村出版.
- [5] Furuya, S. & Kinoshita, H. (2007). Roles of proximal-to-distal sequential organization of the upper limb segments in striking the keys by expert pianists. *Neuroscience Letters*, 421, 264-269.
- [6] Furuya, S. & Kinoshita, H. (2008). Organization of the upper limb movement for piano key-depression differs between expert pianists and novice players. *Experimental Brain Research*, 185, 581-593.
- [7] Furuya, S., Nakahara, H., Aoki, T., & Kinoshita, H. (2006). Prevalence and causal factors of playing-related musculoskeletal disorders of the upper extremity and trunk among Japanese pianists and piano students. *Medical Problems of Performing Artists*, 21, 112-117.
- [8] Herzog, W. (2000). Muscle properties and coordination during voluntary movement. *Journal of Sports Science*, 18, 141-152.
- [9] Hirashima, M., Kudo, T., & Ohtsuki, T. (2003). Utilization and compensation of interaction torques during ball-throwing movements. *Journal of Neurophysiology*, 89, 1784-1796.
- [10] Kinoshita, H., Furuya, S., Aoki, T., & Altenmüller, E. (2007). Loudness control in pianists as exemplified in keystroke force measurements on different touches. *Journal of the Acoustical Society of America*, 121, 2959-2969.
- [11] Koshland, G.F., Galloway, J.C., & Nevoret-Bell, C.J. (2000). Control of the wrist in three-joint arm movements to multiple directions in the horizontal plane. *Journal of Neurophysiology*, 83, 3188-95.
- [12] Mark, T. (著), 小野ひとみ (監訳), 古屋晋一 (訳) (2006) ピアニストならだれでも知っておきたい「からだ」のこと, 春秋社
- [13] Penn, I-W., Chuang, T-Y., & Hsu, T.C. (1999). EMG power spectrum analysis of first dorsal interosseous muscle in pianists. *Medicine & Science in Sports and Exercise*, 31, 1834-1838.

熟練野球指導者の投手指導における不変項の抽出

Invariant variables in coaching of pitching: extracting experiential knowledge from expert coaches

松尾知之¹

Tomouyuki Matsuo¹

¹大阪大学医学系研究科

¹Graduate school of Medicine, Osaka University

Abstract: This study was conducted to obtain some invariant variables in coaching of pitching from seven expert coaches and four former professional baseball pitchers. They were requested to expound their views on movement of pitching of some pitchers who was videotaped, and answered questionnaire on movement of pitching and psychometric tests by means of a paired comparison method using computer graphics. The followings were representative of invariant variables: 1) whole body coordination including rhythm and timing, 2) pressing and twisting of standing leg, 3) weight shift, 4) pelvis and trunk rotation during transfer phase from linear movement to rotational movement 5) movement and trajectory of throwing arm. Expert high school coaches more paid attention to the throwing arm. On the other hand, the former professional baseball players more paid attention to the trunk and the lower extremities. On shoulder horizontal abduction/adduction during take-back phase, both groups had different opinion.

1 はじめに

指導者認定制度が未だ整備されていない野球競技では、指導者の指導レベルは千差万別である。特に、少年野球では経験不足、知識不足の者が指導にあたる場合が少なくない。また、資金不足、時間不足、人材不足のために専門家からの助言を受ける機会も少なく、十分な指導体制を敷けるチームは数少ない。そのため、稚拙な指導に起因する受傷等により、不幸にも小学生や中学生の頃から競技を断念せざるを得ないような状況をも生んでいる。

一方で、少年野球に限らず、プロ野球や社会人野球などの高レベルにあっても、指導者間で意見が異なることも少なからずあり、選手がどちらの指示に従うべきか迷ってしまうケースも多々生じている。

筆者らは、このような現状を打破すべく、Webをベースとした指導者育成システムの開発に着手した。このシステムでは、まずは投手育成に焦点を絞り、投球動作に関する形式知のみならず、熟練指導者の持つ経験知をうまく伝えることを狙っている。

本研究は、そのコンテンツの一部とすべく複数の熟練指導者に対して投球解説、アンケート調査、心理実験を実施したので、その結果を報告する。投球解説は、熟練指導者の指導のポイントを探ることを目的に、アンケート調査は指導者間の意見の相違を

把握するため、心理実験は動作の選好度を定量化することを目的に実施した。

2 方法

被験者は、全国野球振興会（日本プロ野球OBクラブ）、日本野球連盟、日本高等学校野球連盟より投手指導に定評のある者として推薦された元プロ野球一軍投手4名（コーチ経験者含む）、元全日本代表投手コーチ1名、高校野球指導者5名（現大学指導者1名含む）、豊富な野球経験及び野球指導経験のあるスポーツ科学者1名の計11名である（以下、解説者）。投球解説、アンケート調査、心理実験の組み合わせから成る1対1の面接形式のインタビューは、適宜休憩を挟み1回2～3時間で、4回に分けて実施した。1回目は投球解説のみ、2回目と3回目は投球解説と心理実験、4回目は心理実験とアンケート調査を実施した。尚、4回目のインタビューでは、3回目までに投球解説を終わってない解説者に関しては、4回目も引き続き投球解説も実施した。

投球解説

中学生11名、高校生8名、大学生6名の投手25名の投球動作を2方向（図1参照；捕手側と右投手の場合は3塁側）から撮影したビデオ映像を、静止、

コマ送り、スロー再生を含め、何度でも自由に観察し、気付いた点をできる限り詳細に解説するよう解説者に依頼した。尚、以下の点は必ず含むように指示した。

- 1) 投手の長所、短所
- 2) 短所があれば、その正しい動き方
- 3) 短所があれば、矯正またはトレーニングの方法
- 4) 短所が複数あれば、矯正の優先順位



図1. 投手モデルの1例

録音した発話記録をインタビュー後にテキスト化し、類似項目をカテゴリー化した。

アンケート調査

上記の投球解説の結果を元に、出現頻度及び動作の各相への配分を考慮して選定した50項目のアンケート調査を実施した。各質問肢に対し、非常に強く賛成できる場合は+3、非常に強く反対するのであれば-3、どちらでもない中立な意見あるいは全く拘らないという意見を持っていれば0点とする、7段階評価での回答を依頼した。

心理実験

某プロ野球投手の映像を元にコンピュータ・グラフィックスによる投球動作映像（以下CG）を作成し、その上肢関節動作を変更することにより幾つかの動作変更CGを作成した。そのうちの2つのCGについて、一対比較法により優劣を3件法にて判断させた。一対比較法は以下の4つのシリーズを実施した。1) バックスイングから加速期にいたる肘関節屈曲伸展角度を系統的に変更した5動作の比較。提示順を入れ替えたものも含めて計25対の比較。2) バックスイングから加速期にいたる肩関節内外転角を系統的に変更した4動作、16対の比較（図2）。3) バックスイングから加速期にいたる肩関節水平内外転角を系統的に変更した5動作、25対の比較、4) 上記の組み合わせによる7動作、49対の比較を行った。3件法で回答した結果を100点満点として得点化し、一元配置の分散分析を行った。平均値間に有意差があった場合、Bonferroni法による多重比較を実施した。尚、比較の順序はランダムに実施した。

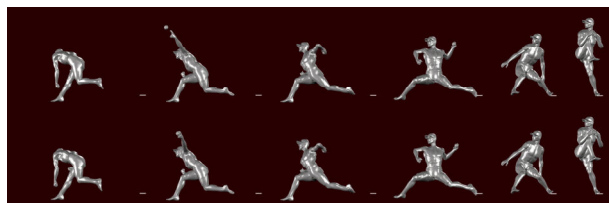


図2. 肩関節内外転角を変更したCG

3 結果

投球解説

コメント数及びカテゴリー数

発話の総意味単位数は3765個、投手モデル一人が受けた総意味単位数の平均値は 150 ± 27 個（範囲：101~214個）だった。

類似した意味単位を1つのカテゴリーにまとめた結果、76種類のカテゴリーにまとめられた。投手モデル一人が解説者一人から受けるコメントは2~26種類のカテゴリーからであった。平均カテゴリー数の範囲は 7.5 ± 3.1 個~ 14.4 ± 5.8 個だった。

解説者の各投手モデルに対するコメントの平均カテゴリー数は、 11.0 ± 4.6 種類で、最も多い解説者で 17.3 ± 5.0 種類、最も少ない解説者で 6.1 ± 1.5 種類だった。

投手モデルの動作特徴

11名の解説者のうち過半数の6名の解説者が同じカテゴリーのコメントを言った場合に、そのカテゴリーを当該投手の動作特徴と定義した。動作特徴数の範囲は、0~7個で、平均値は 3.7 ± 1.8 個であった。

上記で求めた投手モデルの動作特徴を頻度順で示すと、

1. 投球リズムや全身の協調性に関する項目（13名/25名、例：「フォーム的にバラバラで、リズム、バランス、タイミングができていない」、「動きにメリハリ、緩急があって良い」、「割と全身の力を使っている」、「全体の動きに淀みがなく、スムーズ」など）。
2. 加速期の体幹部の動きに関する項目（11/25、例：「腰切りが不十分」、「腰を開くタイミングが早く、外回りしている」、「体幹ドライブ時の胸の張りは良い」、「軸がぶれない」など）。
3. 着地時の体重移動に関する項目（9/25、例：「着地時に、着地脚が外に流れずにピタッと止まっている」、「着地してから下半身の粘りが無い」、「フォロースルーで体重が着地脚の上に乗っているが、その体重移動をもっと早く」、「軸脚から着地脚に体重を乗せるタイミング

と乗せ方が良い」など)。

4. 着地時の体幹の姿勢に関する項目 (9/25、例: 「着地時に少し肩が開いている」、「着地時の体幹の捻りが不十分」、「着地時に軸を回そうという姿勢、(体幹が) 真っ直ぐに立っている状態は良い」、「クローズドに着地し、フロントサイドがある程度ブロックされている」など)。

各解説者特有の指導項目

各投手モデルに対するコメントのうち、上記で求めた「投手モデルの動作特徴」に関するコメントを除き、全投手モデルの 40%以上 (10 名/25 名) の投手に同一カテゴリーのコメントをした場合、そのカテゴリーを当該解説者特有の指導項目と定義した。

各解説者の平均特有指導項目数は、 3.4 ± 3.6 個で 0 ~ 12 個の範囲にあった。

指導項目のカテゴリーは、解説者によってさまざまであるが、熟練高校指導者 5 名中 4 名に、投球腕のしなやかさに関する項目 (例: 「肩関節最大外旋前後の投球肘の使い方が柔らかい」、「投球腕の畳み方が良い」、「投球腕のしなりがない」、「投球手が頭から離れすぎ、投球腕が身体に巻きつかない」など) が見られた。

一方、プロ投手経験者 4 名中 2 名に、ストライド中の軸足での加重に関する項目 (例: 「軸足の粘りが無い。軸脚に溜めてジワジワと出て行く感じが欲しい」、「膝の屈伸の反動で投げてしまう」、「流れの中で軸脚に十分な加重を与えようという意識が見られる」など) が見られた。

アンケート調査

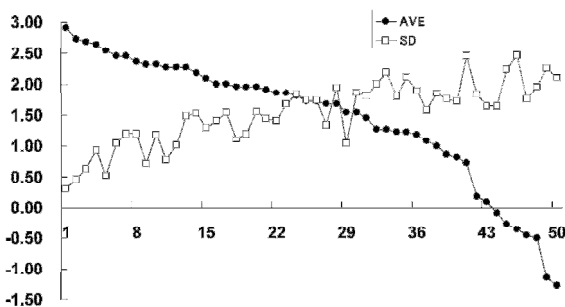


図 3. 各アンケート項目の平均値と標準偏差

投球解説の結果を元に作成した 50 項目のアンケート調査の結果、平均値が 3 に近く標準偏差の小さい項目、すなわち、ほとんどすべての解説者が非常に強く賛成と回答した項目が見つかった (図 3)。以下にそのうちの幾つかを列挙する。

- ・足を上げた際に軸脚の膝が外 (三塁手方向) を向

いてはならない (2.64 ± 0.92)、

- ・足を挙げてから前に出る際に軸足がずれてはいけない (2.91 ± 0.3)、
 - ・ストライド中の両腕の動きはやや内側に捻るようにして (内旋・回内) 肘を上げるべきである (2.68 ± 0.64)、
 - ・リリース時の肘の高さは両肩を結ぶライン上にあるべきである (2.55 ± 0.52)、
 - ・上手投げの場合、投球手の軌道はできるだけ身体を中心線の近くを通るべきで、身体から離すべきではない (2.73 ± 0.47)、
- 逆に、解説者間で意見が異なり、大きなバラツキが見られた項目の幾つかを以下に示す。
- ・スピンを十分に利かすために、リリース後の投球腕は回内→回外を一瞬で行い、フォロー時には手の甲が上を向くようにすべきである (-0.36 ± 2.46)、
 - ・投球腕を対角の脚に力強く近づけるような動きをすべきである (0.73 ± 2.45)、
 - ・プレートへの足の置き方は、スパイクの内側をプレート内側にかけるように置くべきである (-1.14 ± 2.26)、
 - ・軸足の踵を踏み込むのと振り上げ脚を上げるタイミングを同期させるべきである (-0.27 ± 2.24)
 - ・投球手首も背屈させて肘を上げるべきである (-0.50 ± 1.96)、
 - ・視線は打者に向ける必要はなく、捕手のミットから絶対に離すべきではない (0.18 ± 1.83)。

心理実験

CG による心理実験の結果、肘関節の最小角度が 80° 未満の投球動作を好み、 100° 以上になると選好度が急激に低下することがわかった (図 4-a)。

また、肩関節外転角度 110° 以上では高い選好度を示したが、 90° 以下では極めて低くなった (図 4-b)。標準偏差も極めて小さく、解説者間のばらつきはほとんどなかった。

一方、肩関節水平内外転角の選好度は、前 2 者の動作比較と比べて解説者間のバラツキが大きかった (図 4-c)。特に、水平外転角の小さい (水平内転角の大きい) 動作に関しては、5 名の熟練高校野球指導者のすべてが最も選好度が高かったのに対して、それ以外の解説者のうちの 4 名は最も低い選好度を示すという両極端な意見を持っていたことが原因であった。

動作変更規準の異なる混合型の比較を行った結果においても、上記の結果と類似した結果となった (図 4-d)。図 4-d にある A は肘関節 60° の動作であるが、肩外転 110° (図 4-b と図 4-d の E) と肩水平外転 -10° (図 4-c) とともに類似した動作である。これらを基に図

4-d の B~G の選好度を見ると、図 4-(a)~(c)に類似している。ただし、肘関節 100° の選好度は、図 4-(a)のものよりも著しく低い値を示した。

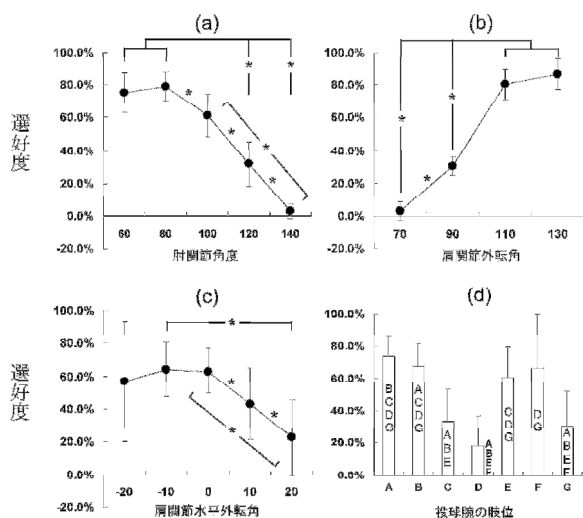


図 4. 心理実験における選好度の比較. (a)は肘関節最大屈曲時の肘関節角度が、60, 80, 100, 120, 140° の選好度、(b)はボールリリース時の肩関節外転角度が、70, 90, 110, 130° の選好度、(c)はボールリリース時の肩関節水平外転角度が-20, -10, 0, 10, 20° の選好度（ただし、CG 映像観察時にはボールリリース時よりもバックスイング期の肢位で判断する機会が多い）、(d)は上記の混合型で A=肘 60, B=肘 80, C=肘 100, D=外転 90, E=外転 110, F=水平外転-20, G=水平外転=20。バーの中あるいは横にあるアルファベットは多重比較の結果、有意差のあった動作。

4 考察

不変項

アンケート調査により、投手指導における不変項と言える幾つかの項目が抽出できた。これらの項目は、投手指導の必須項目といえよう。Kuniyoshi ら (2004) や Yamamoto ら (2002) は、ロボットを用いた起き上がり動作の学習において、起き上がりに成功するために必ず通る関節軌道が幾つかあることを報告しており、これが「コツ」や「ツボ」にあたるのではないかと推察している。アンケート調査によって抽出された不変項は、長年の経験によって得られた膨大な情報から「コツ」に関わる情報が縮約された結果であると考えられる。

そのうちの 1 つである「上手投げの場合、投手の手の軌道はできるだけ身体を中心線の近くを通るべきで、身体から離すべきではない」という項目は、

所謂「アーム式」と呼ばれる肘の浅い屈曲角によって生じる「外回りの投球」とは対極にある意見である。肘伸展角度を変更した CG の心理実験の結果は、上記の軌道を取るためには、少なくとも鋭角に曲がる必要があることを示している。

また、「リリース時の肘の高さは両肩を結ぶライン上にあるべきである」という項目は、肩外転角 90° の状態を示し、これまで長年に亘って多くの野球指導者にも載っている「常識」のようなものである。しかしながら、CG による心理実験の結果は、90° ではまだ不十分で、肩外転角 110° や 130° の選好度の半分以下であった。Matsuo ら (2002) は、プロ野球投手の投球腕の肩外転角度が、加速期の上肢関節のトルク変化の総量や躍度の総量が最小になるような肩外転角と極めてよく一致することを報告しており、またそのような最適肩外転角度は体幹の動きに左右することも明らかにしている (Matsuo, 2006)。これらのことから考えると、肩外転角 90° は最低限の条件であり、体幹の動き次第で、さらに上げた方が良い場合があると考えられる。本研究の CG 映像はそのケースに当てはまったのかもしれない。この点に関しては、さらに検討する余地がある。

投球解説で頻度の多い動作特徴として抽出されたカテゴリーは、多くの投手が持つ特徴であるとともに、投手指導の不変項としても考えることができる。それは、多くの解説者が共通に指導上の重要なポイントであると考えているからである。具体的には、投球全体のリズムや全身の協調性に関する項目と着地から加速期にいたる体幹や体重移動に関する項目である。後者に関しては、投球動作の動作分析を行った松尾ら (2003) の実証研究の結果を支持する結果といえる。すなわち、彼らは、プロ選手を含む高速投手群 (平均初速度 140±2km/h, N=12) と同年齢層の中速投手群 (平均初速度 123±2km/h, N=12) および少年投手群 (平均初速度 85±8km/h, N=12) という特色のある 3 群において、投球中の動作パターンを比較した結果、上肢の動作パターンはどの群も類似していたが、下肢において高速投手群のみに共通して見られる動作パターンがあることを報告している。その動作は、着地後の軸足膝関節の継続的な伸展、着地後の軸足股関節の継続的な外旋、ボールリリース直前の踏み出し脚の膝関節伸展である。つまり、踏み出し脚の着地からボールリリースにかけて脚の動きによって体幹が加速、回転する相であり、本研究において抽出された頻度の多い動作特徴と一致する。

変動項と類型化

投球解説の結果は、これまで現場で言われて来た

問題を浮き彫りにもした。つまり、同一選手の同じ動作を観察しても、指導者により長所や短所の捉え方が異なることがあるという点である。今回の解説者はいずれもかなりの高レベルにあるといえるが、そのレベルの者でさえも意見がかなりばらつくことは予想外であった。最も顕著な例を挙げると、計 149 個（解説者一人当たりの平均カテゴリー数 10.0 ± 4.6 個）のコメントをもらっているにもかかわらず、過半数の解説者から同じカテゴリーに属するコメントを受けた項目は 1 つもないケースがあった。すなわち、この投手は、指導者が変わるたびに異なる指導を受けてしまうことになる典型例と言える。所謂、「クセ」のない投手に該当すると考えられるが、「クセ」のない投手ほど指導者に左右されやすいと言う皮肉な結果となった。選手が戸惑うことなく練習に励むために、今後、何らかの対策を施す必要がある。

解説者間で意見が異なる理由の一つとして、解説者のバックグラウンドが挙げられる。すなわち、選手としてのレベルや指導対象のレベルが、投手指導に影響を与えている可能性がある。各解説者にはその人特有の指導項目が見つかったが、高校野球指導者では投球腕に関する項目が多く、プロ野球経験者では軸足の使い方に関する項目が多く見られた。また、CG による心理実験の中で大きな分散が見られた肩関節水平内外転の大きさに関しては、高校野球指導者はバックスイングの際に投球腕をあまり後方に引かない（小さな水平外転）動作を好み、高校野球指導者以外の解説者の多くはその小さなバックスイングを嫌う傾向にあった。このように、意見のばらつきを利用して、指導法を類型化できる可能性が示唆された。

謝辞

本研究の一部は日本学術振興会科学研究費補助金（課題番号：18500482）の助成によって行われた。

また、本研究の投手モデルの選定にあたって、大阪府中体連軟式野球競技部専門委員長の上野喜一郎氏、解説者の選定にあたって全国野球振興会（プロ野球 O B クラブ）の菅谷齊事務局長、砂原元事務局次長、日本野球連盟の崎坂徳明事務局次長、日本高等学校野球連盟の田名部和裕参事に多大なるご協力をいただいた。ここに深謝いたします。

尚、本研究の一部は、日本体育学会第 58,59 回大会、第 17,18 回運動学習研究会において発表された。

参考文献

- [1] Y. Kuniyoshi, Y. Ohmura, K. Terada, et al.: Embodied basis of invariant features in execution and perception of whole-body dynamics actions-knacks and focuses of Roll-and-Rise motion, *Robotics and Autonomous Systems*, 48, 189-201, (2004)
- [2] T. Yamamoto, Y. Kuniyoshi: Stability and controllability in rising motion: a global dynamics approach, *Proceedings of the 2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2467-2472, (2002)
- [3] T. Matsuo, T. Matsumoto, Y. Mochizuki, et al.: Optimal shoulder abduction angles during baseball pitching from maximal wrist velocity and minimal kinetics viewpoints, *Journal of Applied Biomechanics*, 18, 306-320, (2002)
- [4] T. Matsuo, GS. Fleisig, N. Zheng, et al.: Influence of shoulder abduction and lateral trunk tilt on peak elbow varus torque for college baseball pitchers during simulated pitching. *Journal of Applied Biomechanics*, 22, 93-102, (2006)
- [5] 松尾知之: 「じょうずに投げる」ためのバイオメカニクス・モデルの検討, *バイオメカニクス研究*, 7, 355-359, (2003)