

主成分分析によるダンス映像からのリズム抽出と評価

今野智明[†] 徐 建鋒[†] 高木幸一[†] 酒澤茂之[†]

本報告では、ダンスのリズム評価のために、動きを含む映像に対して短時間主成分分析 (Short Term PCA, ST-PCA) を適用することで、その動きのリズムを逐次的に抽出する手法について提案する。特に周期的な動きを含む映像シーケンスに対して、時間セグメント毎に ST-PCA を適用することで、明示的な背景処理の必要なく身体の動きの中でグローバルな動き (リズム成分) を抽出することができる。さらに、ST-PCA によるリズム抽出を拡張して、お手本との比較により、練習者のリズムの正確さをオンラインで評価する手法について検討する。評価実験により、ST-PCA の分析窓幅を動きの周期の 2 倍とした場合、2 秒以内に評価を付与することができ、目視による評価と客観評価の平均一致率 0.86 の精度を得られることを確認した。

A Study on Rhythm Extraction from Dance Video and Its Evaluation based on Principal Component Analysis

Tomoaki Konno[†] Jianfeng Xu[†] Koichi Takagi[†] and Shigeyuki Sakazawa[†]

We propose a rhythm extraction method utilizing short term principal component analysis (ST-PCA) for motion video in order to automatically evaluate rhythm of a dance. Especially, rhythm features are extracted without explicit background separation by ST-PCA for each segment of entire video sequences, which consists of cyclic motion of basic dances. Furthermore, we enhance the method for online-evaluation of the dance rhythm by comparing the rhythm between a student and a teacher from segment to segment. Our experimental results have shown that our method was effective for online rhythm evaluation with latency less than 2 seconds. The accuracy between visual evaluation and objective one was 0.86, when ST-PCA with analysis windows with twice length of the cycle was applied.

1. はじめに

近年の健康志向に伴いスポーツ人口は年々増加しており、体力向上やリズム感を養うエアロビックダンス (以下、ダンス) は、広く実施されている運動の 1 つである¹⁾。ダンスにおいて、リズムは重要な要素のひとつである。一般に、ダンスの練習者はお手本 (教師) の動きを見ながら、その動きに倣って運動することが多い。しかしながら、練習者は不慣れさなどから教師の動きに追従できず、不正確な動作をしてしまい、両者の間にずれが生じる可能性がある。また、動きの途中であっても、練習者は正確な動きをするため、逐次このずれを知覚して動きを修正する必要がある。ダンス教室の場合、練習者は専門家から直接指導を受けることで、動きの改善が期待できる。一方で、自学自習の場合、お手本の映像を見ながら練習する方法が考えられるが、両者のずれを自ら判断する必要があり、フィードバックなしでは難しい。そのため、自学自習のような環境においても、両者の動きを含んだ映像を解析することで、練習者に対して、時間セグメント毎に動きのリズムの正確さを逐次的にフィードバックできれば有用である。

映像には、前景や背景のオブジェクト情報、その位置情報や時間変化情報など、非常に高次元な情報が含まれる。そのため、両者の動きのリズム*を評価するためには、高次元な映像シーケンスから動き特徴量を抽出した上で、その差異を求める必要がある。高次元情報を比較的低次元で、低次元に縮退する手法として、主成分分析が広く知られている。主成分分析は、データの分散 (情報量) を最大化する方向を主成分として捉える手法であるため、データの平均に依存せず、かつグローバルな変化を抽出できる。そのため、カメラ固定で動きの映像を撮影した場合、その映像に対して明示的な背景処理の必要なく、グローバルな動き特徴 (リズム成分) を抽出することができる。これまでの筆者らの予備検討により、既知の映像に対してオフラインでリズムを評価する場合、映像シーケンス全体に対して主成分分析 (G-PCA, Global Principal Component Analysis) を適用することで、大域的なリズムを抽出できることがわかっている²⁾。一方で順次撮影される未知のカメラ映像に対して、局所的に変化するリズムをオンラインで評価するためには、映像シーケンスの一部のフレーム情報のみから逐次リズムを抽出する必要がある。

そこで、本報告では、一部の映像シーケンスに対して短時間主成分分析 (ST-PCA, Short Term PCA) を適用することで、ダンスのリズムを時間セグメント毎に逐次的に評価する手法について検討し、その有用性について検証する。

[†] 株式会社 KDDI 研究所
KDDI R&D Laboratories Inc.

* “リズム”は多様な意味で使われるが、ここでは動きの時間変化から形成される周期性を指す。

2. 関連研究

人の動作を撮影した映像に基づく動きの評価を目的とした研究が報告されている³⁾⁴⁾⁵⁾。文献 3)では、応援団の応援の振りを対象として、マーカを付けた練習者の動きを撮影し、お手本と比較することで、そのマーカの位置及び移動方向の時系列情報から、動作のタイミングやポーズの正確さを評価する手法を提案している。しかしながら、採点方法の妥当性の検証は十分ではない。文献 4)では、現代ダンスを対象として、映像から人物スケルトンを抽出し、そのハフパラメータに基づく動き特徴量に対し、周波数解析を行うことで、リズムを抽出する手法を提案している。リズム特徴の周波数特性の観点から、ダンスの上級者と初級者との違いを分析しているが、リズムの正確さの時間変化に関しては検討していない。また、文献 3)4)共に撮影した映像シーケンス全体に対するオフライン処理が前提である。

一方で、リアルタイム処理を利用した運動学習支援のための研究も報告されている⁵⁾。文献 5)では、弓道の初心者を対象に、カメラ映像から「射型」の美しさを判定する手法を提案している。映像中から手と肘の領域を抽出し、弓道の規範に基づきそれらの座標の相対関係から、動きの正確さを評価する。お手本との比較なしに評価できるため、体格に依存せず評価を行うことができるが、手領域などの抽出精度の検証は十分でなく、また動的な運動への適用は難しい。

一方、Mocap (Motion Capture) データを利用した高精度な動きの解析に関する研究もなされている⁶⁾⁷⁾。文献 6)では、音楽と動きの同期のために、Mocap によって得られた各身体部位の特徴量に対して ST-PCA を適用することで、逐次的にグローバルな動きの特徴(リズム特徴に相当)を抽出し、動きのビートを求める手法を提案している。また、文献 7)では、ダンス動きの Mocap によって得られた各部位の位置や角度に基づく特徴の教師データとの差異により動きの評価を行い、そのフィードバックに着目して検討を行っている。各時刻における教師とのずれが最も大きい部位の指摘や、正解ポーズを示す CG モデルを提示するフィードバックを行っている。しかしながら、Mocap センサによる動きデータの取得は手間が大きいいため、ダンス評価の利用シーンを想定すると望ましくない。

そこで、本稿では、カメラなどによって逐次入力される部分的な映像シーケンスに対して ST-PCA により動きのリズム特徴を抽出し、教師のリズム特徴と比較することでリズムの正確さをオンラインで評価する手法について述べ、その有用性を検証する。

3. 映像からの動きのリズム評価

3.1 主成分分析を用いたリズム抽出

本研究では、主成分分析を用いて高次情報である映像から低次の動き特徴を表す主成分得点を求め、その時系列からリズムを抽出する。図 1 (a)に示すように、映像シー-

ケンス全体を解析対象とする場合、映像のフレーム長を N 、各フレームの画素数を $M (=w \times h)$ として、まず各フレームに対応する M 次元の画素値ベクトル $\mathbf{x}(n) (n=1, 2, \dots, N)$ を作成する。主成分分析は、この画素値ベクトルの時系列に対する共分散行列 S を求め、その固有値問題を解くことに帰着する。式(1)を満たすような固有値 λ 及びその固有ベクトル \mathbf{v} を求めた上で、各固有値に対する固有ベクトルに画素値ベクトルを射影し、主成分得点 $\mathbf{z}(n)$ を求める。 \mathbf{m} は画素値の時間平均とする。

$$S\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v} \quad (1)$$

$$\mathbf{z}(n) = \mathbf{v}^T (\mathbf{x}(n) - \mathbf{m}) \quad (2)$$

図 1 (b)に示すように、カメラ入力によって、リアルタイムに取得した映像シーケンスの一部(セグメント毎)のデータに対する場合でも、分析窓の長さを N_1 として、同様に主成分分析を適用できる。

実際には、映像フレームから求めた共分散行列 ($M \times M$) は、非常に高次であることが多いため、計算量の観点から直接的な主成分分析の適用は難しい⁸⁾。そのため、顔認識の分野で広く知られている固有顔で用いられる主成分分析⁹⁾を応用し、元の共分散行列を縮退した行列 ($N \times N$) に対する固有値問題を解くことで、間接的に映像フレームに対する元の共分散行列の固有ベクトルを算出する。映像フレームを対象とする場合、 $M \gg N$ であることが多いため間接的な解法が有用となる。

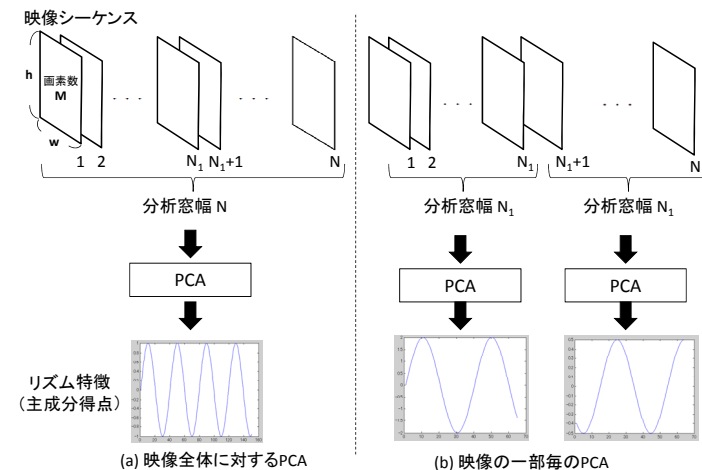


図 1 動画への主成分分析の適用とリズム抽出

3.2 リズムの逐次評価

本研究におけるリズム逐次評価の概要を図2に示す。まず練習者映像シーケンスの一部(所定の分析窓幅)の映像フレームに対して、ST-PCAを適用することでリズム特徴(主成分得点系列)を抽出する。次に、セグメント内での練習者と教師のリズム特徴信号の時間軸上の対応付けを行うとともに、微小な時間的なずれを吸収するためDPマッチング¹⁰⁾を行う。ここでは、動きの遅れと進みを同等に扱うため対称型のDPマッチングとし、さらに信号の極端な伸縮を防ぐため傾斜制限¹⁰⁾を設ける。最後に、時間軸上で対応づけられた両者のリズム特徴信号の類似度を求め、リズムの評価値(類似度, “○”/“×”)をフィードバックする。リズムの正確さは、動きの絶対的な大きさに依存しないと考えられるため、両信号ベクトルの方向の違いを表すcos類似度を評価尺度とする。

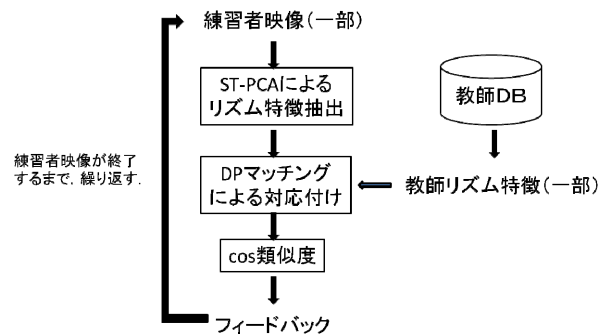


図2 逐次評価の枠組み

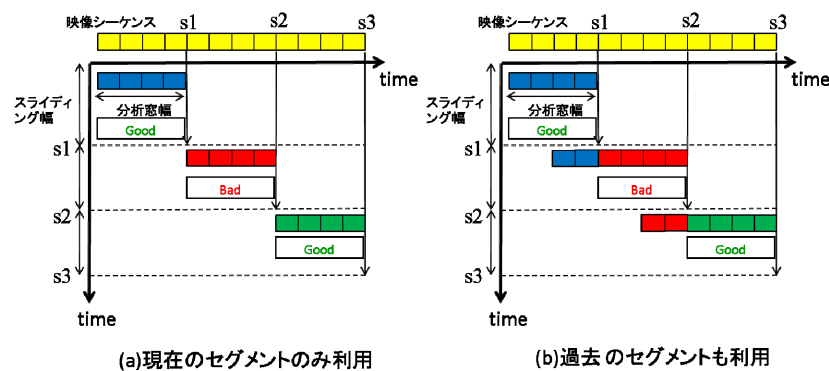


図3 ST-PCAの分析窓幅と評価セグメント

図3は、PCAの分析窓幅と評価セグメントの関係を示す。分析窓幅とは、主成分分析を行う際に利用する映像フレームの時間区間を指す。評価セグメントとは、リズムの評価値を付与する対象である映像フレームの時間区間を指す。この各評価セグメントに合わせて、所定の幅の分析窓を少しずつ時間方向に移動(スライディング)させながらリズムを抽出し、評価値を付与する。図3(a)は、評価セグメントの映像データのみを対象として、PCAによりリズム特徴を求める。当該評価セグメント中に不正確な動きのみが存在する場合、正しい動きの方向とは異なる射影軸を捉えることで、主観と合致しない動きをグローバルな動きと捉えてしまう可能性がある。そこで、図3(b)のように、評価セグメントの過去の映像も含めてPCAを行うことにより、短時間の不正確な動きの影響を低減させることができる。過去の映像を利用することで、当該評価セグメントの最終フレームを得た時点で、それ以降のフレームを待つことなく、そのセグメントの評価が開始可能となる(未来の映像を利用しないため、遅延が発生しない)。

また、PCAで求めた固有ベクトルの方向は正負の2パターン存在する。ダンスの動きは一般に滑らかであり、その動きの方向を表す固有ベクトルは急激に変化しないと仮定し、スライディング前とスライディング後の分析窓によって求めた、それぞれの固有ベクトルの内積が正となるパターンを選択することで、セグメント毎の主成分得点系列を連結する⁶⁾。なお、先頭のセグメントに関しては、教師の主成分得点系列との類似度が大きくなるように、練習者の主成分得点系列の符号を必要に応じて反転する。

教師映像に関しては、同一の動きパターンを周期的に繰り返す全該当区間に対して、PCAを行うことで動き特徴である主成分得点を求める。この主成分得点に対して、フーリエ変換による周波数解析を行うことで、ピーク周波数から各動きパターンの周期を算出し、ノイズ除去のためローパスフィルタで平滑化した。

4. 評価実験

4.1 CG映像によるリズム抽出実験

背景ノイズなどが無いCG映像において、G-PCAとST-PCAを利用した場合のリズム抽出の特性を検証する実験を行った。人型オブジェクトが歩行の動作を行うアニメーション(320×240, 128 frame, 30fps)を作成し、G-PCAとST-PCAにより得られた主成分得点系列(第1主成分)の相関を調べた。アニメーションは、実際の練習者の動作を想定し以下の3種類とした。G-PCAで得られた主成分得点を図4に、時間セグメント(=動きの1周期の時間幅)毎の相関係数の大きさを表1に示す。

- (a) リズムが一定である歩行(周期: 1.07[s])
 - (b) リズムが途中で変化する歩行(1.07→2.14[s])
 - (c) リズム一定(1.07[s])で歩行を行い、途中で一旦停止(30frame)して、歩行を再開
- 図4より、G-PCAにより正しいリズムが取得できていることがわかる。表1(a),

(c)では、分析幅に関係なく相関が 1.00 であることから、G-PCA を適用した際に得られた主成分得点系列と同じ傾向が ST-PCA により得られている。一方で、表 1 (b)では、分析幅を 32frame としたとき#3, #4 で、相関係数が 0.94 とやや下がっている。これは分析幅が動きの周期の半分しかなく、歩行の動きの半分の画素変化のみから固有ベクトルを求めるため、歩行動作全体の画素変化情報を利用した場合と比べて得られた射影軸の方向がずれてしまったためと考えられる。しかしながら、全体としては、ST-PCA により G-PCA とほぼ同等の結果を得られており、ST-PCA がリズム抽出に有用であることが確認できる。

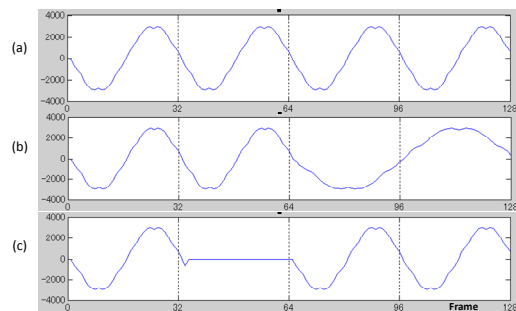


図 4 G-PCA で得られた主成分得点系列

表 1 G-PCA に対する ST-PCA による主成分得点間の相関係数

パタン	分析幅(Frame)	セグメント(32frame/seg)			
		#1	#2	#3	#4
(a)	64	1.00	1.00	1.00	1.00
	32	1.00	1.00	1.00	1.00
(b)	64	1.00	1.00	1.00	1.00
	32	1.00	1.00	0.94	0.94
(c)	64	1.00	1.00	1.00	1.00
	32	1.00	1.00	1.00	1.00

表 2 動きパターン

動き ID	種類	セグメント数	周期の長さ
(a)	Jumping Jack	7	26
(b)	Step Touch	8	56
(c)	Walking	10	29
(d)	V Step	8	56
(e)	Open Close1	8	56
(f)	Open Close2	4	56

4.2 実写映像に対するリズム評価実験

<目視によるリズム評価の付与>

リズムの逐次評価の精度の確認に先立ち、筆者の目視による練習者映像の評価（目視評価）を行った。評価者による揺らぎを低減するため以下の評価基準を定めた上で、各練習者映像のリズムをセグメント毎に評価値（○/×）を付与した。教師映像の動きの周期は既知であり、動きの周期の長さによってずれの許容限が変化することを仮定し、教師と練習者の動きの周期のずれの許容限 K は、予備実験より教師における各動きの周期のフレーム数の 1/8 とした。

- 教師と練習者のずれが K フレーム以下であれば評価値は“○”，K フレームより大きければ評価値は“×”とする。
- 練習者の動きが停止していれば、評価値は“×”とする。

評価に用いた動きは、表 2 に示すエアロビクスにおける基本動作の 6 種類である。また、被験者は計 6 名であり、1 人あたり 2 回ずつ教師に倣って各動作を行った。そのうち 1 回分は、連続 1 周期程度の動作を停止する不正確な動作を含む映像とした。フレームレートは 30fps とした。

練習者の動きは、その不慣れさなどから教師とのずれが生じる場合が多い。また、練習者は教師映像を見て動作をするため、動作開始した後にずれを知覚しながら徐々に教師に追従しようと動きを修正すると考えられる。したがって、前半の時間セグメントにおいてずれが生じやすく、一方で正しい動作をしようと試みていれば、後半の時間セグメントにおいてずれは小さくなると考えられる。

そこで、このずれの傾向を調べるため、目視による教師と練習者の周期毎のずれ（絶対値）の頻度分布（頻度を該当セグメント数で正規化）を図 5 に示す。なお、図 5 の(1)はフレームずれが生じた全てのセグメント（動作停止セグメントは除く）のずれ、(2)は前半のセグメントにおけるずれ、(3)は後半のセグメントにおけるずれの分布を表す。

図 5 (1)より、0~2 フレーム程度のずれが多く平均値は約 2.68 である。これは動き毎のずれの許容限の平均値を下回っていることから、フレームずれの観点においては、練習者は平均的には教師に追従した動作をしているといえる。図 5 (2), (3) の分布を比較すると、0~2 フレームのずれが小さい最頻値近傍では、前半セグメントの頻度が低い。一方で、3 フレームより大きいずれに関しては、前半セグメントの頻度が高い傾向にある。フレームずれの平均値を比べると、前半セグメントが 2.96 で、後半セグメントが 2.41 である。前半のずれの方が大きいことより、練習者は動きの途中でずれを適宜修正しながら動作していることが確認できる。早い段階で時間ずれを認識することがリズムの改善に有効であり、時間セグメント毎に逐次評価を行うことは妥当であると考えられる。

<客観評価の精度検証>

本手法によるリズムの客観評価の精度を検証するため、表 2 の単一の周期的な動きを含む練習者映像に対して、ST-PCA を適用し第 1 主成分からリズム特徴を求め、教師特徴との比較によりリズムを評価する実験を行った。予備実験に基づき、類似度の閾値 TH=0.8 を設定し、本手法により求めた類似度が TH 以上の場合に、客観評価値を”○”，類似度が TH より小さい場合に、”×”と判定した。なお、ST-PCA の分析窓幅及び評価セグメント幅は、教師映像が既知であり教師動きの周期も既知であることから、各動きの 1 周期分のフレーム数と設定した。セグメント毎に両主成分得点を平均 0 に正規化してから cos 類似度（ピアソンの積率相関係数）を算出した。また、両信号の極端な伸縮を防ぐため、DP マッチングの傾斜制限を 1/2~2 倍とした。

上記で付与した目視評価と客観評価の一致率（評価が一致したセグメント数/全体のセグメント数）を表 3 に示す。表 3 より、目視評価と客観評価の一致率は、0.78~0.89 程度であり、平均は 0.84 であった。動きの種類に大きく依存することなく、安定した結果が得られていると言える。しかしながら、全体で 84 個のセグメントにおいて判定誤りが存在しており、評価精度の改善が必要である。

主成分分析において分析窓幅が短い場合、データ量が少ないことから、安定して正しく動きの方向を捉えた固有ベクトルを抽出することは難しい。また分析窓の対象が動作停止区間に相当するフレームのみの場合、動作停止区間中に実際には存在する微小な動きの変動方向を捉えてしまうことがあり、リズムを正しく抽出できないことがある。一方で、分析窓幅が長い場合、評価対象セグメント以外のフレームの影響を受けやすくなるため、正しい動作に対しては正しくリズムを抽出できる可能性が高いが、局所的な変化を抽出できないため、セグメント毎にフレームずれが存在する動作に対しては正しく評価できないといったことが考えられる。したがって、分析窓幅を適切な幅に設定することで、精度を改善できる可能性がある。

そこで、リズム評価時における PCA の分析窓幅の評価精度への影響を調べるため、分析窓幅を各動きの 1 周期分のフレーム数*W (=1.0~3.0) 倍に変化させた場合及び G-PCA (Global) を利用した場合の各動きの一致率の平均を図 6 に示す。評価の平均一致率は、W=1.0 の時は 0.84 と一致率が最も低く、分析窓幅を長くすると高くなり、W=2.0 の際に 0.02 程 (11 セグメント)、精度が改善した。本実験の評価対象は、不正確な動きを除けば多くは周期的な動きである。分析窓幅を長くした場合、正しい動きに対する評価に関して言えば、分析窓幅が長ければ正しい動きの方向（射影軸）を求める際のセグメント毎に生じる動きのゆらぎは相殺され、安定して教師と同一の動きの方向を捉えることができるため、精度が高くなると考えられる。誤った動きに対する評価に関しては、教師動きと同じ方向を捉えやすくなるため、教師動きと大きく異なる方向の動きの誤りについては検出しやすく、教師と似た動きの方向における誤りの検出は難しいと考えられる。さらには、分析窓幅分のフレームデータをバッファ

リングできるまで評価が開始できないことや評価時間自体が増大するといった問題も考えられる。したがって、評価（検知）したい誤りの種類や評価の許容時間に応じて、適切な分析窓幅を設定する必要がある。

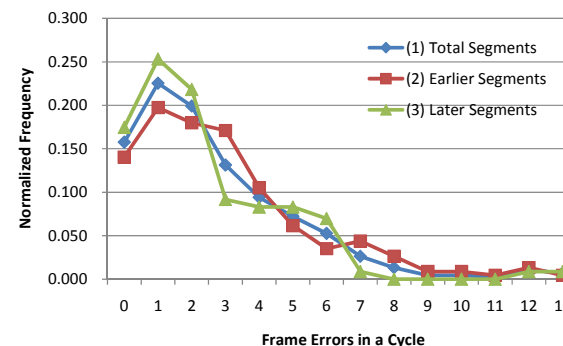


図 5 主観評価の周期のずれの分布

表 3 主観評価と客観評価の一致率

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	Total
一致セグメント数 / 全セグメント数	72/84	61/72	93/120	85/96	80/96	41/48	432/516
一致率	0.86	0.84	0.78	0.89	0.83	0.85	0.84

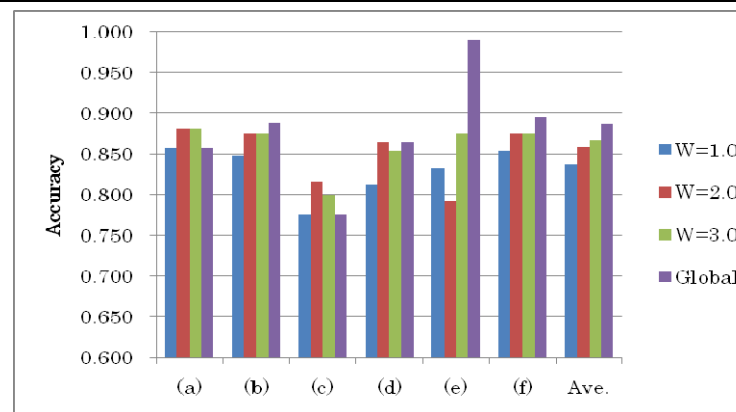


図 6 各分析窓幅に対する評価の一致率

上述のとおり、分析窓幅の長さによって評価の傾向が異なると考えられるため、全動きパターンに対するの評価特性について分析を行った。図 7 は、各分析窓幅に対する真陽性(True Positive, TP, 正しい動作に対して”正しい”と判定)と真陰性 (True Negative, TN, 誤った動作に対して”誤り”と判定)の精度を示す。目視で”正しい”と判定したセグメント数は 403 個, ”誤り”と判定したセグメント数は 113 個であった。図 7 を見ると、全体として TP は平均一致率と比較しても高く、一定の精度が得られており、分析窓幅を長くすると TP が高くなる傾向が見られる。この結果は、分析窓幅を長くすることで、セグメント毎に生じる動きの揺らぎを吸収できるという上述の考察と合致する。一方で、TN は全体的に低く、本方式は、誤り動作を正しく検出できない傾向があることがわかる。一方で、W=1.0 の時と比べて、W=2.0 では 0.09 程度改善されており、誤り検出の観点では最も精度が高いことがわかる。リズム評価において、誤りを正しく検出できることは有用であるため、TN の精度が高いことは重要である。

分析窓幅と誤り要因の関係性を明らかにするため、フレームずれ誤りと動作停止誤りの 2 種類に分別し、誤り要因の分析を行った。各誤りが生じたセグメントに対する評価の一致率を図 8 に示す。フレームずれ誤りに関しては、Global において誤判定が多いことがわかる。Global の場合、全セグメントにおいて同一の固有ベクトルを求めているため、正しい動きに対しては安定して正しいという判定を行うことができる。その一方で、誤り動きに対しては、セグメント毎に変化する動きの方向の細かな違いを捉えることができないため、ずれを正しく評価できないといえる。反対に分析窓幅が短い場合、他のセグメントの影響が小さいため、W=2.0 の場合において 0.89 が得られており、Global と比較して精度が高い。

動作停止誤りに関しては、W=2.0 以上の場合比較的精度が高い。本実験において動作停止区間は連続 1 周期程度であるため、W=1.0 の場合、ST-PCA で動作停止区間に存在する微小な動きの中で、動きが最も大きい方向を捉え、リズムを抽出するため、誤った判定 (False Positive, FP) が生じやすい。一方で、W=2.0 以上の場合、動作停止区間以外も含んだデータに対して主成分分析を適用されるが、動作停止以外の区間のデータの分散のほうが一般的に大きくなりやすいため、動作停止以外の動きの方向の固有ベクトルが求まる可能性が高い。この固有ベクトルに対して、動作停止区間中の微小な動きの方向は異なることが多いため、お手本とは大きく異なる主成分得点が得られる。そのため、当該動きを”誤り”と判定でき、動作停止誤り検出精度が高くなる。

その他の誤り判定要因としては、セグメントの全フレームの中で動作停止区間が一部のみの場合、DP マッチングによって停止区間部分の教師とのずれが必要以上に吸収されてしまい、FP と判定された可能性がある。DP マッチングによる動き信号の伸縮は人間が知覚できない程度の時間方向の微小なずれを吸収するためには有用であるが、動作停止検出には悪影響を与えた可能性があり、DP マッチングの適用条件や傾斜制限の設定方法などは今後の検討課題とする。

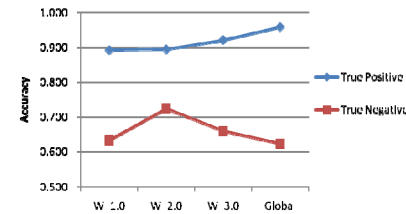


図 7 TP と TN による評価特性

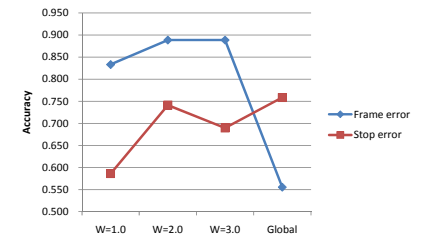


図 8 誤り要因毎の評価の一致率

5. まとめ

本稿では、映像に対する ST-PCA の適用によるリズム抽出とその逐次評価について検討を行った。ノイズのないシミュレーション環境において、周期的な動きに関して、2 周期程度の分析幅があれば ST-PCA で G-PCA とほぼ同じ精度で動きのリズム特徴を抽出できることがわかった。また、ST-PCA により抽出したリズム特徴を利用して、実写の練習者映像のリズムを客観評価したところ、同分析幅で主観評価との平均一致率 0.86 を得た。また、目視評価と客観評価の一致度の傾向分析を行ったところ、False Positive な判定が多く付与されていることがわかり、さらにフレームずれ誤りに比べて、動作停止誤りは過少検出であるという傾向がわかった。今後は、更に詳細な分析を行い精度の改善を目指していく。

参考文献

- 1) 笹川スポーツ財団, “スポーツライフ・データ 2010”, 2010
- 2) 今野ら, “ダンスの客観評価に向けた動画像の主成分分析”, 映像情報メディア学会冬季大会講演論文集, 2010
- 3) 高橋ら, “振りの練習を支援するインタラクティブシステム,” インタラクティブ論文集, 2004
- 4) M. Naemura et al.: “Extraction of rhythmical factors on dance actions thorough motion analysis,” Proc. of 7th IEEE WACV/MOTION, 2005.
- 5) 河瀬ら, “音と画像処理を用いたリアルタイムスポーツ学習支援システム,” インタラクティブ論文集, 2011
- 6) J. Xu et al., “Beat Induction from Motion Capture Data Using Short-Term Principal Component Analysis” Jour. of ITE, Vol. 64, No. 4, 2010.
- 7) J. C. P. Chan, “A Virtual Reality Dance Training System Using Motion Capture Technology,” IEEE Trans. Learn. Tech., 2010
- 8) C.M.ビショップ, “パターン認識と機械学習 下,” pp277-286, シュプリンガー・ジャパン株式会社, 2008.
- 9) Turk, M.A.; Pentland, A.P., “Eigenfaces for Recognition,” Jour. of Cognitive Neuroscience, 1991
- 10) 内田, “DP マッチング概説 : 基本と様々な拡張,” 信学技法 (PRMU), 2006