

## 時間重みと外的規準を用いた動作評価手法

森下 雄介<sup>†</sup> 小林 匠<sup>†,††</sup> 森崎 巧一<sup>††</sup> 大津 展之<sup>†,††</sup>

<sup>†</sup> 筑波大学大学院システム情報工学研究科 〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1

<sup>††</sup> 産業技術総合研究所 〒305-8568 茨城県つくば市梅園 1-1-1

E-mail: †{tapioca-morishita,takumi.kobayashi,n-morisaki,otsu.n}@aist.go.jp

**あらまし** 本研究では、映像データの立体高次局所自己相関 (CHLAC) 特徴を時間重みで積分した映像特徴と外的規準を用いた動作評価手法を提案する。映像の時間的な伸縮を吸収するために、フーリエ級数展開を用いた連続関数として時間重みを導入する。そのフーリエ係数は外的規準に基づいて最適化される。さらに、得られた時間重みを用いて映像特徴を算出し、これと外的規準を用いて判別分析もしくは重回帰分析により動作評価を行う。2種類のスポーツ映像に対して動作評価実験を行ったところ、良好な結果が得られた。

## A Method of Motion Evaluation using Time Weights and External Criteria

Yusuke MORISHITA<sup>†</sup>, Takumi KOBAYASHI<sup>†,††</sup>, Norikazu MORISAKI<sup>††</sup>,  
and Nobuyuki OTSU<sup>†,††</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba  
Tennodai 1-1-1, Tsukuba-shi, Ibaraki, 305-8573 Japan

<sup>††</sup> National Institute of Advanced Industrial Science and Technology  
Umezono 1-1-1, Tsukuba-shi, Ibaraki, 305-8568 Japan

E-mail: †{tapioca-morishita,takumi.kobayashi,n-morisaki,otsu.n}@aist.go.jp

**Abstract** We propose a motion evaluation method which utilizes temporally weighted CHLAC features of motion images and external criteria. To cope with the changes of time length, we employ continuous time weights expanded by Fourier series. The Fourier coefficients are optimized in the learning with external criteria. The optimal features for evaluating the motion images are obtained from the optimal weights and either Fisher Discriminant Analysis or Multi Regression Analysis. Experimental results showed a favorable performance in two sports video images.

### 1. はじめに

近年、コンピュータの発達や情報化社会の発展に伴い、コンピュータの扱うデータの種類はテキストにとどまらず、音声、静止画像に加え、動画像にまで拡大している。特に、安全・安心のための監視カメラや車載カメラなど、動画像認識に関する研究が盛んに行われている [1]。特に、人の動作の解析に関して高い注目が注がれている。その応用範囲としてはスポーツ分野におけるトレーニング支援、医療分野におけるリハビリテーション支援、さらに

はバレエや舞踏の評価などが挙げられる [1]。

本研究では、上述の応用範囲のうちスポーツ分野におけるトレーニング支援に焦点を当てる。トレーニング支援は、学習者に対して運動情報の提示を行うことで運動技能の習得や技能レベルの向上を目的としている。これまでに、競技映像を web ページに掲載することで学習者が任意の時間に自分の映像を閲覧できるシステム [3] や、卓球の球の回転速度などを提示するシステム [4] が提案されている。ここでは、客観的な物理情報を示すのみで、外的規準に基づく評価は提示されていない。

より高次の情報としてスポーツの出来映えを示す総合評価値を提示する研究も行われている。例えば、スキー映像から3次元姿勢推定を行いスキル判定を行う研究[5]では、推定した人体モデルの関節角度や速度などから総合評価値を算出している。しかし、文献[5]では評価値の計算式をヒューリスティックにより定めているため、汎用性に乏しく、しかも実用化が困難である。

しかし、これらの分野では経験豊富なエキスパートによる評価(外的規準)を用いることで、映像から得られる動き特徴と外的規準を統計的な枠組みにより対応づけることが可能であり、汎用的かつ実用的なシステムを構築できる。

動き特徴と外的規準を統計的な枠組みにより対応づける先行研究としては、複数の人間が歩行する映像からの人数の同時計数を行う手法[6]が提案されている。文献[6]では、動き特徴として対象の切り出しが不要でかつモデルを用意する必要がない立体高次局所自己相関(CHLAC)特徴[7]が用いられている。その特徴と外的規準(人数)を重回帰分析により対応づけることで、高精度な同時計数を実現している。しかし、映像のフレームごとの重要度は考慮されていない。

本研究でも、CHLAC特徴とその外的規準を重回帰分析などによって重み付きで対応づけることを考える。映像全体から総合的に評価を行う必要のある動作評価手法では、重要なフレームを選択的に重み付けて動き特徴を抽出する枠組みが求められる。そのような重み付けに関する先行研究としては、高次局所自己相関(HLAC)特徴[9]を用いて顔画像(静止画像)からの表情認識を対象とした研究[10]がある。顔の各領域の重要度を表す重みマップを外的規準に従って最適化することで、認識率が向上することが報告されている。本研究で対象とする映像からの動作評価においても、時間的な伸縮も考慮しつつ、フレームごとの重要度を表す時間重みを考慮することで予測性能の向上が期待される。

そこで本研究は、時系列のCHLAC特徴を時間重みで積分し得られる映像全体に関する特徴と外的規準を用いた動作評価手法を提案する。ここでは、映像の時間的な伸縮を吸収するため、フーリエ級数展開を用いた連続関数として時間重みを導入し、さらにその最適化は、外的規準に基づいて行う。

## 2. 提案手法

提案する時間重みと外的規準を用いた動作評価手法の概略を図1に示す。本手法では、まず映像から時系列データのCHLAC特徴を抽出する。次に時間重み $\omega$ を導入し、時系列のCHLAC特徴を重み付き積分し映像全体に関する特徴(映像特徴)を抽出する。ここでは、時間重

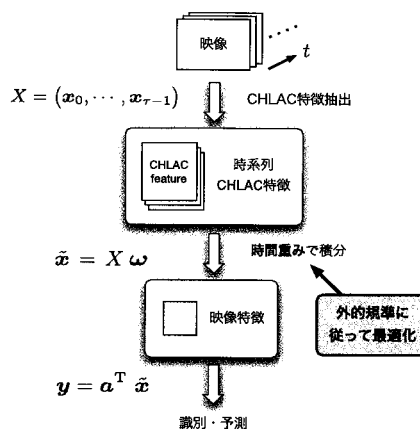


図1 時間重みを用いた動作評価手法の概略

み $\omega$ は外的規準に従って最適化される。さらに、得られた時間重みを用いて抽出した映像特徴から、線形判別分析および重回帰分析により学習した係数 $\mathbf{a}$ を用いて、動作の識別や評価の予測を行う。

### 2.1 立体高次局所自己相関特徴

本研究では、動き特徴として立体高次局所自己相関(CHLAC)特徴[7]を用いる。CHLAC特徴は、フレーム間差分画像を2値化処理した画像列に対して計算される251次元の特徴量であり、動画像からの異常動作の検出[8]やGait(歩様)認識[7]などにおいて高い認識性能が報告されている。CHLAC特徴は、高次局所自己相関(HLAC)特徴[9]を、さらに時間方向に3次元に拡張した特徴量である。時系列画像を $f$ 、動画像中の位置を $\mathbf{r} \in \mathbf{R}^3$ とすると、 $N$ 次の立体高次局所自己相関関数は以下のように定義される。

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_f^N(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_N) \\ = \int f(\mathbf{r})f(\mathbf{r} + \mathbf{a}_1) \cdots f(\mathbf{r} + \mathbf{a}_N) d\mathbf{r} \end{aligned} \quad (1)$$

ここで $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_N \in \mathbf{R}^3$ は変位方向である。

次数 $N$ および変位方向 $\mathbf{a}$ のとり方によっては式(1)は無数の組み合わせが考えられるが、CHLAC特徴では、次数 $N$ を高々2までとし、変位方向 $\mathbf{a}$ を $3 \times 3 \times 3$ の局所領域に限定することで、変位方向 $\mathbf{a}$ の組み合わせは251個となる。

### 2.2 時間重みを用いた映像特徴の抽出

本研究では、フレームごとの重要度を表す時間重みを導入し、CHLAC特徴の重み付き積分により映像全体に関する特徴(映像特徴)を抽出する手法を提案する。基本的には、 $\tau$ フレームの映像から抽出される時系列のCHLAC特徴を $\mathbf{x}_t \in \mathbf{R}^d$ ( $d$ はCHLAC特徴の次元数)、時間重みを $\omega_t \in \mathbf{R}$ としたとき、映像特徴は

$$\tilde{\mathbf{x}} = \sum_{t=0}^{\tau-1} \omega_t \mathbf{x}_t \quad (2)$$

となる。

しかし、映像の時間（フレーム）長  $\tau$  がサンプルによって異なる場合、時系列 CHLAC 特徴のデータ数や時間重みの次元がサンプルによって異なり、時間重みの最適化が困難となる。そのため、本研究では時間重みを連続関数として表現し、映像の時間的な伸縮を時間重みで吸収できるように式 (2) を拡張する。一般に連続関数を求めることは困難であるため、ここではフーリエ級数展開により重み関数の学習を可能としている。

時間重み  $\omega_t$  は離散的でかつ有限区間（周期） $[0, \tau - 1]$  で定義されるため、そのフーリエ級数展開を

$$\tilde{\omega}_t = \sum_{n=0}^{\tau-1} \xi^{(n)} f_t^{(n)} \quad (3)$$

$$\xi^{(n)} = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\tau}} \sum_{t=0}^{\tau-1} \omega_t & (n=0) \\ \frac{1}{\sqrt{\tau}} \sum_{t=0}^{\tau-1} \omega_t \cos \frac{2\pi(n+1)}{\tau} t & (n=1, 3, \dots) \\ \frac{1}{\sqrt{\tau}} \sum_{t=0}^{\tau-1} \omega_t \sin \frac{2\pi n}{\tau} t & (n=2, 4, \dots) \end{cases}$$

$$f_t^{(n)} = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\tau}} & (n=0) \\ \frac{1}{\sqrt{\tau}} \cos \frac{2\pi(n+1)}{\tau} t & (n=1, 3, \dots) \\ \frac{1}{\sqrt{\tau}} \sin \frac{2\pi n}{\tau} t & (n=2, 4, \dots) \end{cases}$$

とおく。

ここで、 $f_t^{(n)}$  と時系列の CHLAC 特徴の積を  $\mathbf{h}^{(n)} = \sum_{t=0}^{\tau-1} f_t^{(n)} \mathbf{x}_t$  と定義する。さらに、基底関数の数を上位  $m$  個の低周波成分に限定する。すると式 (2) は

$$\tilde{\mathbf{x}} \simeq \sum_{n=0}^{m-1} \xi^{(n)} \mathbf{h}^{(n)} \quad (4)$$

となる。基底関数の数を限定することにより表現できる時間重みの形は制限されるが、元々基底関数を  $\tau - 1$  まで用いるのは冗長であり、 $m$  を適切に選ぶことで動作評価に有効な時間重みを十分に近似表現できると考えられる。また、基底関数を低周波成分に限定することは、汎化性の面においても有効である。

ここで、 $\mathbf{h}^{(n)}$  を各列に持つ行列  $H \in \mathbf{R}^{d \times m}$  を、 $H = (\mathbf{h}^{(0)} \dots \mathbf{h}^{(m-1)})$  により定義し、「フーリエ重み付き CHLAC 特徴」（以下、FW-CHLAC 特徴）と呼ぶことにする。また、ベクトル  $\boldsymbol{\xi} \in \mathbf{R}^m$  を  $\boldsymbol{\xi} = (\xi^{(0)} \dots \xi^{(m-1)})^T$

により定義する。これにより、時系列 CHLAC 特徴から映像特徴を抽出する過程は、最終的に

$$\tilde{\mathbf{x}} = H \boldsymbol{\xi} \quad (5)$$

と表現され、式 (5) は、映像の時間的な伸縮を吸収した映像特徴の抽出手法となる。以降では、 $\boldsymbol{\xi}$  を「周波数重み」と呼ぶことにする。

### 2.3 外的規準に基づく時間重みの最適化

導入した周波数重みの最適化方法について考える。周波数重みは、試行錯誤的に決定することもできるが、その重みが動作評価を行う上で最適である保証はない。本研究では、外的規準に従いフィッシャー判別規準もしくは最小二乗規準により周波数重みの最適化を行う。

#### 2.3.1 フィッシャー判別規準に基づく最適化

外的規準が質的データで与えられる場合の重みの最適化方法として「フィッシャー重みマップ」[10] が知られている。フィッシャー重みマップでは、顔画像の各画素から抽出した局所特徴を重み付き積分するときに使用する重みマップを、フィッシャー判別規準を利用して最適化している。本研究でも、外的規準が質的データの場合の周波数重みをフィッシャー重みマップと同じ枠組みにより、フィッシャー判別規準に基づいて最適化する。

外的規準として質的データが付いた  $N$  個の FW-CHLAC 特徴  $\{H_i\}_{i=1}^N$  のフィッシャー判別規準を

$$J(\boldsymbol{\xi}) = \frac{\boldsymbol{\xi}^T \Sigma_B \boldsymbol{\xi}}{\boldsymbol{\xi}^T \Sigma_W \boldsymbol{\xi}} \quad (6)$$

と定義する。ここで、 $\Sigma_W$  は  $H_i$  のクラス内共分散行列、 $\Sigma_B$  はクラス間共分散行列であり、

$$\Sigma_W = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^c \sum_{H_i \in C_j} (H_i - M_j)^T (H_i - M_j) \quad (7)$$

$$\Sigma_B = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^c N_j (M_j - M)^T (M_j - M) \quad (8)$$

により定義される。ただし、 $c$  はクラス数、 $C_j$  は  $j$  番目のクラス、 $N_j$  は  $C_j$  に属するサンプル数、 $M_j$  は  $C_j$  に属する  $H_i$  の平均、 $M$  は  $H_i$  の全平均である。つまり式 (6) は、ベクトルから行列へと一般化されたフィッシャー線形判別分析の最適化規準になっている。このフィッシャー判別規準を拘束条件  $\boldsymbol{\xi}^T \Sigma_W \boldsymbol{\xi} = 1$  の下で最大化する周波数重み  $\boldsymbol{\xi}$  は、一般化固有値問題  $\Sigma_B \boldsymbol{\xi} = \lambda \Sigma_W \boldsymbol{\xi}$  の固有ベクトルとして得られる。

また本研究では、フィッシャー重みマップ [10] と同様に、FW-CHLAC 特徴  $H_i$  に対して主成分分析に基づくデータ次元削減を行った。

#### 2.3.2 最小二乗規準に基づく最適化

外的規準が量的データで与えられる場合、重みの最適

化には判別規準ではなく最小二乗規準を用いる。

外的規準として量的データが付与されている  $N$  個の FW-CHLAC 特徴  $H_i$  の最小二乗規準を

$$J(\xi) = \sum_{i=1}^N \left( y^{(i)} - \hat{\mathbf{a}}^T H_i \xi \right)^2 + \lambda \|\xi\|^2 \quad (9)$$

と定義する。ただし、 $\hat{\mathbf{a}}$  は偏回帰係数、 $y^{(i)}$  は  $\hat{\mathbf{x}}$  の外的規準である。また、汎化性を向上させるために  $\xi$  に関する正則化項を加えた。

しかし、ここで問題となるのが偏回帰係数  $\hat{\mathbf{a}}$  をどのように決定するかである。フィッシャー重みマップ[10]では、重みマップを求める際に偏回帰係数  $\hat{\mathbf{a}}$  に相当するコンポーネント間の結合係数を一様にしている。そのため、ここでの最小二乗規準による周波数重みの最適化においても、 $\hat{\mathbf{a}} = (1, \dots, 1)^T$  とした。

ここで  $\mathbf{z}_i = (\hat{\mathbf{a}}^T H_i)^T$ 、 $\mathbf{y} = (y^{(1)}, \dots, y^{(N)})^T$ 、 $Z = (\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_N)$  とおくと、最適な周波数重み  $\xi^*$  は、 $\xi^* = (ZZ^T + \lambda I)^{-1} Z\mathbf{y}$  により求めることができる。

また最小二乗規準による最適化においても、フィッシャー重みマップ[10]と同様に、FW-CHLAC 特徴  $H_i$  に対して主成分分析に基づくデータ次元削減を行った。

#### 2.4 動作の識別と評価の予測

外的規準が質的データの場合、映像特徴  $\hat{\mathbf{x}}$  は線形判別分析と k-NN 法により動作の識別を行う。映像特徴  $\hat{\mathbf{x}}$  が与えられたとき、線形変換  $\mathbf{y} = A^T \hat{\mathbf{x}}$  によって判別特徴ベクトル  $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{c-1}$  を得る。ただし、変換行列  $A \in \mathbf{R}^{d \times (c-1)}$  は学習サンプルから線形判別分析により最適化される。新たに入力された映像に対する動作の識別は、この判別特徴空間での k-NN により行う。なお実験では  $k = 3$  とした。

外的規準が量的データの場合、映像特徴  $\hat{\mathbf{x}}$  は重回帰分析により評価の予測を行う。映像特徴  $\hat{\mathbf{x}}$  が与えられたとき、線形変換  $y = \hat{\mathbf{a}}^T \hat{\mathbf{x}}$  によって予測値  $y \in \mathbf{R}^1$  を得る。ただし、2.3.2 で固定していた  $\hat{\mathbf{a}} \in \mathbf{R}^d$  は学習サンプルから重回帰分析により最適化される。なお実験では、 $\hat{\mathbf{x}}$  に対してステップワイズ法による変数選択を行った。さらに、重回帰分析を行う際に  $\hat{\mathbf{x}}$  の最後に 1 を加え、切片(定数項)を含めた最適化を行った。

### 3. 動作評価実験

本研究では、側転と逆上がりの2種類のスポーツ映像の動作評価実験を行った。

#### 3.1 側転の成功・失敗の識別および得点予測

まず、側転の映像とその出来映えを表す1~5点の総合評価値からなる外的規準を用いて、成功・失敗の識別実験および評価値の予測実験を行った。

実験には、小学校の体育授業で行われた側転を撮影し

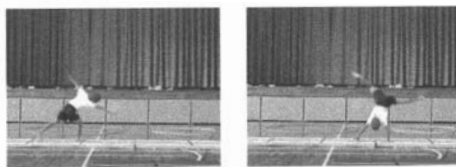


図2 側転の映像例

時間重みの最適化手法	識別率 (%)
最適化なし	90.1
フィッシャー判別規準	100.0

た映像を用いた。映像は65人分のサンプルからなり、画像サイズは  $320 \times 240$ 、フレームレートは 29.97 である。図2に、側転の映像例を示す。また、側転の開始点を「回り始めて片足がマットから離れる瞬間」、終了点を「再び両足がマットに着く瞬間」とし、映像の開始点から終了点までの動作を手動で切り出した。

次に、実験で使用した外的規準について述べる。まず、小学校教諭3名に側転の出来映えを5段階評価で採点してもらった。5段階評価は1~5点の得点に換算し、3名の平均を各児童の総合評価値とした。さらに、成功・失敗の識別と評価値の予測の2種類の実験を行うため2種類の外的規準を作成した。1つ目は、総合評価値が2.5点以下の場合を「失敗」クラス、4.0点以上の場合を「成功」クラスと定義し、これら2クラスのラベルが付いた質的な外的規準である。2つ目は、総合評価値をそのまま使用した量的な外的規準である。

#### 3.1.1 側転の失敗・成功動作の識別実験

質的な外的規準によりラベル付けされた側転映像を用いて、「失敗」「成功」の2クラスの識別実験を行った。「失敗」に属する映像は22個、「成功」に属する映像は21個で、計43個の映像を実験に使用した。時間重みの最適化はフィッシャー判別規準により行い、識別器には線形判別分析+k-NNを用い、Leave-one-out法により識別率の評価を行った。

表1に平均の識別率を示す。フーリエ級数展開として導入した時間重みをフィッシャー判別規準により最適化した提案手法の識別率が100.0%となり、最適化しない場合に比べて識別率が向上することが確認できた。

学習により得られた時間重みを図3に、時間重みと側転のフレーム画像との対応を図4に示す。図3を見ると、開始直後や中間で重みが大きくなっていることがわかる。図4を見ると、中間の部分は「成功」では膝が伸びているのに対し、「失敗」では膝が曲がっていることがわかる。つまり、これらの違いが「失敗」「成功」を識別するための重要な1つの手がかりであることを、システムが学習

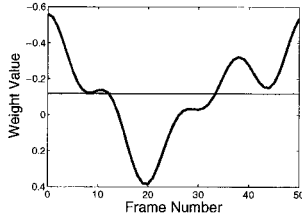


図3 学習により得られたフィッシャー判別規準による時間重み

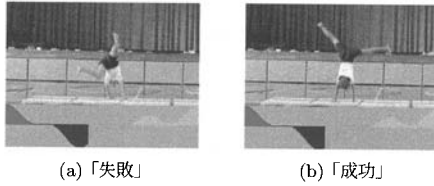


図4 時間重みと側転のフレーム画像との対応

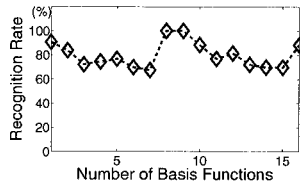


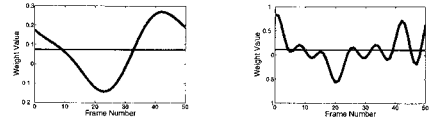
図5 基底関数の数を変化させた場合の側転の識別率

により発見したものと解釈できる。

次に、フーリエ級数の基底関数の数を変化させた場合の識別率と時間重みを図5および図6に示す。基底関数の数が少ない場合には、時間重みを導入しない場合より識別率が低下していることがわかる。図6(a)を見ると、少数の基底関数では適切な時間重みを表現しきれないためと考えられる。また、採用する基底関数の数をさらに増やした場合でも識別率が低下している。図6(b)を見ると、基底関数が14個の場合には複雑な時間重みとなっていることがわかる。つまり、最適化する時間重みの次元が増えることにより過学習し、識別率が低下したと考えられる。実験では、基底関数を8個用いた場合に最も識別率が高くなったが、最適な基底関数の数は識別する動作によって異なると思われる。しかし、基底関数の数を変化させながら学習データに対するCross-Validation法を用いて識別率を評価する(図5のようなグラフを得る)ことで、最適な基底関数の数を自動的に獲得することが可能である。

### 3.1.2 側転の総合評価値の予測実験

65人の側転映像から得られる時系列のCHLAC特徴と量的な外的規準の総合評価値を使用して、側転の総合評価値の予測実験を行った。時間重みの最適化は最



(a) 基底関数：4個 (b) 基底関数：14個  
図6 基底関数の数を変化させた場合の時間重み

表2 側転の総合評価値の予測結果

時間重みの最適化手法	平均二乗誤差
最適化なし	0.518
最小二乗規準	0.411

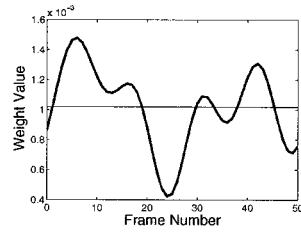


図7 学習により得られた最小二乗規準による時間重み

小二乗規準により行い、予測器には重回帰分析を用い、Leave-one-out法により平均二乗誤差の評価を行った。

表2に平均二乗誤差を示す。フーリエ級数展開として導入した時間重みを最小二乗規準により最適化した場合、平均二乗誤差が0.411となり、最適化しない場合に比べて予測精度が向上することが確認できた。

次に、学習により得られた時間重みを図7に示す。図3と図7を比べると、開始直後や中間の重みが強いなど、その形が似ていることがわかる。両者は最適化規準が異なるが、外的規準として同じ総合評価値を基にしているため、時間重みが似た形になったものと考えられる。

### 3.2 逆上がりの成功・失敗の識別

次に、逆上がりの「失敗」と「成功」の2クラスの識別実験を行った。

実験には、複数人が逆上がりをする様子を側面から撮影した映像を用いた。映像は92サンプルからなり、画像サイズは324×454、フレームレートは29.97である。また、逆上がりの開始点を「片足が鉄棒の支柱を横切る瞬間」、終了点を「再び片足がマットに着く瞬間」とし、映像の開始点から終了点までの動作を手動で切り出した。また外的規準には、実際に映像を確認し「失敗」と「成功」のラベル付けを行い、これを使用した。図8に、逆上がりの映像例を示す。

時間重みの最適化はフィッシャー判別規準により行い、識別器には線形判別分析+k-NNを用い、Leave-one-out法により識別率の評価を行った。

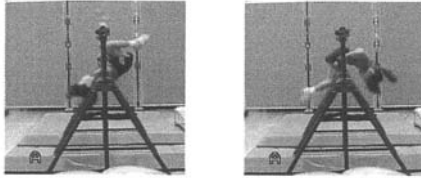


図 8 逆上がりの映像例

時間重みの最適化手法	識別率 (%)
最適化なし	85.9
フィッシャー判別規準	<b>96.7</b>

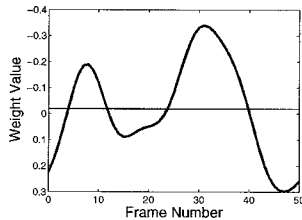


図 9 学習により得られたフィッシャー判別規準による時間重み

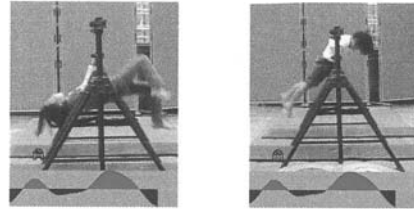
表 3 に平均の識別率を示す。フーリエ級数展開として導入した時間重みを最適化した場合、識別率が 96.7%となり、最適化しない場合に比べて識別率が向上することが確認できた。さらに、側転の実験と全く同様の手法で逆上がりに対しても識別が行えることから、提案手法が対象に関して汎用的であることが確認できた。

次に、学習により得られた時間重みを図 9 に、時間重みと側転のフレーム画像との対応を図 10 に示す。図 9 を見ると、後半で大きな重みとなっていることがわかる。図 10 を見ると、後半の部分は「成功」では脚をマットに“下ろす”動作なのに対し、「失敗」では回りきれず膝がマットに“落ちる”動作であることがわかる。つまり、これらの違いが「失敗」「成功」を識別するための 1 つの手がかりであることを、システムが学習により発見したものと解釈できる。

#### 4. おわりに

本研究は、時間重みを考慮した CHLAC 特徴と映像の外的規準を、線形判別分析および重回帰分析により関係付け、映像から自動的に動作評価を可能にする手法を提案した。映像の時間的な伸縮を吸収するためフーリエ級数展開による連続関数として時間重みを導入し、外的規準に従いフィッシャー判別規準もしくは最小二乗規準により最適化する手法を示した。

2 種類のスポーツ映像に対して動作評価実験を行い、



(a)「失敗」 (b)「成功」  
図 10 時間重みと逆上がりのフレーム画像との対応

フーリエ級数展開として時間重みを導入することで動作の識別率や評価の予測精度が向上することを確認した。さらに、複数の対象に対して動作評価実験を行うことで、提案手法が汎用的な手法であることを確認した。

今後の課題として、時間重みの最適化を、そのフーリエ係数だけではなく基底関数に位相を加えることで時間重みの位相も同時に最適化する手法への拡張が考えられる。また、重み付けを行う対象を時間方向だけではなく空間方向へ拡張することも今後の課題である。

**謝辞** 本研究の遂行にあたり、埼玉県寄居町立寄居小学校 岡田久志先生、筑波大学大学院人間総合科学研究科 岡出美則先生および須甲理生氏に多大なご協力を頂きました。心より感謝いたします。

#### 文 献

- [1] D. M. Gavrila. “The Visual Analysis of Human Movement: A Survey,” *CVIU*, Vol. 73, 1, pp. 82-98, 1999.
- [2] H. Jhuang, T. Serre, L. Wolf and T. Poggio. “A Biologically Inspired System for Action Recognition,” *ICCV 2007*.
- [3] 賀川昌明, “大学体育実技授業における Web ページを利用したマルチメディア情報提示の効果,” 日本教育工学会, vol. 29, pp. 37-40, 2005.
- [4] 玉木徹, 牛山幸彦, 八坂剛史, “スポーツ選手の技能向上のための動画処理とその実用化,” 信学技報, PRMU2005-116, No.116, pp.13-18, Nov. 2005.
- [5] 近藤拓也, 山際貴志, 山中光司, 山本正信, “動画からの動作感性情報の抽出,” 信学論 (D), vol. J80-D-II, no. 1, pp.247-255, Jan. 1997.
- [6] 下島康幸, 大津展之, “立体高次局所自己相関特徴を用いた複数移動物体の同時認識,” 信学技報 PRMU, Vol.106, No.301, pp.1-6, 2006.
- [7] T. Kobayashi and N. Otsu, “Action and Simultaneous Multiple-Person Identification Using Cubic Higher-Order Local Auto-Correlation,” *Proc. ICPR*, Vol. 4, pp. 741-744, 2004.
- [8] T. Nanri and N. Otsu. “Unsupervised Abnormality Detection in Video Surveillance,” *MVA2005*, pages 574-577, 2005.
- [9] N. Otsu and T. Kurita, “A new scheme for practical flexible and intelligent vision systems,” *Proc. IAPR Workshop on CV*, pages 431-435, 1988.
- [10] Y. Shinohara, N. Otsu, “Facial Expression Recognition Using Fisher Weight Maps,” *Proc. FG*, pp.499-504, 2004.