情報処理学会論文誌 Vol.53 No.3 1216–1227 (Mar. 2012)

舞踊学習用CGにおけるカメラワーク生成のためのショット決定手法

柴田 傑[1,a)] 玉本 英夫[1] 海賀 孝明[2] 横山 洋之[1]

受付日 2011年8月10日, 採録日 2011年12月16日

概要：民俗芸能の舞踊は貴重な無形文化財であり，後世に伝承する努力が必要である．舞踊を伝承していくために，本研究では舞踊の学習支援に着目する．舞踊の学習では模範演技の観察が重要である．そこで，学習者が学習したい部位（学習対象部位）の動きを，CG を用いて提示することによって舞踊の学習支援を行う．学習対象部位を提示する CG において，カメラが移動しすぎると，画面が揺れているように感じるため，CG を用いた学習支援では，学習対象部位が表示され，かつ画面が揺れないカメラワークが要求される．画面の揺れを抑えるために，ある時間区間はカメラを固定する．カメラを固定する時間区間をショットと呼ぶ．本研究では，カメラマンが映像を撮影する場合の原則を参考に，ショットの条件を検討し，ショットの決定手法を提案する．提案手法では SOM に着目し，学習対象部位の姿勢を表すベクトルをショットの条件を満たすようにクラスタリングする．提案手法では SOM において，1) ニューロンユニットの構造，2) 勝者ユニットの決定方法，3) 結合係数の学習方法の 3 つを変更し，ショットの条件を満たすようなクラスタリングを実現する．提案手法を用いて民俗芸能の舞踊のショットを求めてカメラワークを生成し，学習対象部位が表示され，かつ画面が揺れないカメラワークが生成できることを示す．

キーワード：CG，モーションキャプチャ，カメラワーク，身体動作

A Shots Deciding Method for Camerawork Generating in CG Contents to Learn a Dance

Takeshi Shibata[1,a)] Hideo Tamamoto[1] Takaaki Kaiga[2] Hiroshi Yokoyama[1]

Received: August 10, 2011, Accepted: December 16, 2011

Abstract: The Japanese traditional folk dances are variable intangible assets. Aiming at passing these dances down to the future, we are developing an assistant system for learning a dance by using a motion capture system and a VR technique. In this system, it is essential for a learner to recognize the difference between a model performance and his/her performance while watching a CG animation. In order to realize this function, the camerawork is needed that can show a motion of a target body part (a body part that a learner would like to watch carefully) widely and without offensive movement of a CG camera. A time interval during which a CG camera is fixed is called a shot. The above camerawork can be obtained by deciding a shot where a motion of a target body part is shown widely. Hence we have developed a method that we can obtain an efficient shot by clustering time series of a motion. This clustering is performed using modified SOM, where we modify the structure of neuron units, the method of deciding a winner, and the method of learning a weight. An experimental result shows that our proposed method can generate a satisfactory camerawork.

Keywords: CG, motion capture, camerawork, human motion

1 秋田大学大学院工学資源学研究科
Graduate School of Engineering and Resource Science, Akita University, Akita 010–8502, Japan
2 わらび座
Warabi-za, Semboku, Akita 014–1192, Japan
a) shibata@ie.akita-u.ac.jp

1. はじめに

日本にはさまざまな民俗芸能の舞踊が存在する．これらの民俗芸能の舞踊は貴重な無形文化財であり，後世に伝承していく努力が必要である．筆者らはこれまでに，モー

© 2012 Information Processing Society of Japan

ションキャプチャリングシステム（MoCap）を用いて身体動作を記録し，CG を用いて身体動作を再現することによって，民俗芸能の舞踊を記録するための研究を行ってきた [1]．民俗芸能の舞踊を後世に伝承していくためには，舞踊の記録だけでなく，舞踊を学んでいる学習者への学習支援が必要である．

舞踊の学習では，学習者は模範演技を詳細に観察し，自分の演技と模範演技の違いを自覚することが求められる．あらかじめ記録された熟練者の舞踊の CG を用いて舞踊の学習を支援する場合，模範演技を詳細に観察できるようにすることが重要である．

模範演技を詳細に観察するためには，熟練者の舞踊を CG で再現する際に，学習者の学習したい身体部位（学習対象部位）の動きが分かりやすく画面に表示されるようにしなければならない．このためには，CG のカメラ（以下，カメラ）は，学習対象部位の動きが画面に広く表示されるように，学習対象部位の動きに追従する必要がある．しかし，カメラがつねに学習対象部位の動きに追従すると画面が揺れるような印象を与え，詳細な観察が難しくなる．したがって，CG を用いて模範演技を表示するときには，カメラの向きと位置の時系列（カメラワーク）は，学習対象部位の動きが画面に広く表示され，かつ，画面が揺れないようにする必要がある．

CG を再生可能な既存のソフトウェアを用いて模範演技を閲覧するときを考えると，マウスやゲームコントローラなどのデバイスを用いて学習者自身がカメラを制御することになる．この場合，学習に適したカメラの制御には舞踊に関する知識とカメラ操作の技能が要求されるので，カメラを制御しながら学習者が模範演技を詳細に観察することは容易ではない．そこで，舞踊の知識を十分に持たず，また，カメラ操作に熟練していない学習者が，CG を用いて舞踊を学習できるようにするために，カメラワークを自動生成する手法が必要である．

カメラワークにおいてカメラを動かさない時間区間をショットと呼ぶ．カメラワークを自動生成するためには，ショットを決定する必要がある．ショット内では，学習対象部位の動きが画面に広く表示されるようにカメラの向きと位置を決めてカメラを固定する．これによって，画面の揺れを抑えたカメラワークを生成することができる．本研究ではショットを決定する手法を提案し，カメラワークを自動で生成できるようにする．

2. 関連研究

2.1 カメラワークの自動生成手法

カメラワークを自動で生成する手法はいくつか提案されている．Assa らは CG キャラクタの動作全体を表示できるカメラワークを自動で生成する手法を提案している [2]．この手法では，全体の動作の中の特徴的な動きを検出する手法と主成分分析を用いて，全身の動きの概要を表示する場合に効果的なカメラワークを自動生成することができる．

筆者らは，電子博物館などにおいて舞踊の展示解説を行うために，身体動作解説コンテンツ作成システム（解説システム）の開発を行ってきた [3]．解説システムでは，解説を行いたい時間区間（解説区間）と部位（解説部位）をユーザが指定し，解説区間の中で，解説部位の姿勢が類似する時間区間を求めてショットとする．その後，主成分分析を用いて，決定されたショット内での解説部位の動きが画面に広く表示できるカメラワークを自動で生成する．解説システムのショット決定手法では，解説区間は 1 つの振り程度の短い時間区間であると仮定している．舞踊を学習する場合，学習者が学習したい時間区間（学習区間）は舞踊全体に及ぶときもある．学習区間が短いという仮定をおくことができないので，ショットを決定することができないことがあり，舞踊の学習に必要な，模範演技を観察するためのカメラワークを生成できない場合がある．

2.2 身体動作の時間分割手法

ショットの決定には，身体動作を時間分割する手法が必要となる．身体動作を時間分割する手法はさまざまなものが提案されている．これらの時間分割手法には，身体動作に関する知識を用いる手法，教師データを用いる手法，知識も教師データも用いない手法がある．

身体動作に関する知識を用いる手法では，サッカーのゴール場面のようなイベント [4]，舞踊の台本に記された感情変化のタイミング [5]，舞踊の熟練者が目視で時間分割したときの特徴点 [6], [7] など，時間分割に関する知識を用いて時間分割を行っている．

教師データを用いる手法では，階層的な隠れマルコフモデル [8] や連続 DP マッチング [9] を利用し，教師データを学習することによって，時間分割を実現している．教師データを用いることによって，時間分割に必要な知識が事前に得られないときでも時間分割することが可能な手法である．

知識も教師データも用いない手法では，音楽の構造解析の手法を身体動作に適応して時間分割する手法 [10], [11]，自己組織化マップ（SOM）[12] を改良し，各時刻の身体の姿勢が類似する区間ごとに分割する手法 [13] がある．これらの手法では，時間分割の対象となるデータのみを学習することによって，教師データを用いずに身体動作の時間分割を実現している．知識も教師データも用いない手法は，時間分割に関する知識が明確でなく，演者が少ないなどの理由で教師データの記録も容易でない対象を時間分割するために有効な手法である．

2.3 本研究の位置づけ

本研究では，解説システムにおけるカメラワーク自動生

© 2012 Information Processing Society of Japan

成手法を応用して，模範演技の観察に必要なカメラワークを自動生成するために，カメラマンが映像を撮影する場合の原則を参考に，ショットの条件について検討し，学習区間においてショットを決定する手法を提案する．

本研究で対象とする民俗芸能の舞踊は，地域ごとに口伝されてきた舞踊であり，分割に関する知識や教師データが得られないことが多いので，提案手法では知識も教師データも用いないで身体動作の時間分割を行う．

3.　身体動作の記録とカメラワーク自動生成

本章では，ショット決定の前に行う処理である MoCap による身体動作の記録手法と，ショット決定の後に行う処理であるカメラワークの自動生成手法について述べる．これらの手法は，解説システムにおいて実装されたものを応用する．

3.1　MoCap による身体動作の記録

本研究では，模範演技として熟練者の身体動作をあらかじめ記録しておく．身体動作は磁気式 MoCap である Ascension Technology 社の MotionStar Wireless^{TM} を利用して計測し，コンピュータを通して記録する．磁気式 MoCap は磁気を発生するトランスミッタと，身体に装着するセンサから構成される．トランスミッタが発生した磁気をセンサが感知することによって，磁気式 MoCap はトランスミッタを原点とする三次元空間でのセンサの位置（x, y, z）と，オイラ角で表されるセンサの回転角（azimuth, elevation, roll）の 6 成分のデータを時系列で計測することができる．計測されたデータはコンピュータに送られ，位置はメートル，回転はラジアンにそれぞれ換算され，1 秒間に 30 フレームのサンプリングレートで記録される．以後，MoCap データの記録単位であるフレームを時間の単位とする．

本研究では，**図 1** の楕円で示すように，身体は 15 個の剛体から構成されていると見なす．それぞれの剛体を身体部位と呼ぶ．各身体部位の名称は文献 [6] を参考に設定している．

計測するときは，1 つの身体部位に 1 つのセンサを装着し（全身で 15 個），基準となる姿勢（基準姿勢）から計測をはじめる．演技者に負担がかからない基準姿勢として，“気を付け姿勢” か，足を肩幅に開き両手を水平に広げた姿勢である “T ポーズ” のいずれかを用いる．記録されたデータから演技者の関節角度を求めて，CG キャラクタの関節にあてはめることによって身体動作を再現する [6]．

3.2　カメラワーク自動生成手法 [3]

本節では，提案手法によってショットを決定した後に，そのショットを用いてカメラワークを自動で生成する手法について述べる．

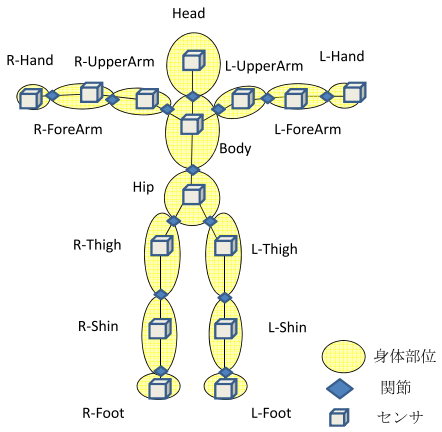


図 1　身体モデルとセンサの装着位置
Fig. 1　A human body model and a position of each sensor.

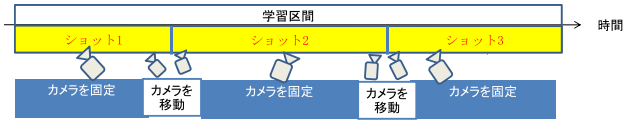


図 2　画面が揺れないカメラワーク
Fig. 2　A camerawork to obtain a non-swinging screen.

カメラワークの自動生成では，まず，ショットごとに学習対象部位の位置の時系列を主成分分析し，その第 1 主成分と第 2 主成分が張る平面を求める．第 1 主成分と第 2 主成分が張る平面は学習対象部位の動きが最も広く表示される平面となるので，次に，求めた平面と画面が平行になり，学習対象部位の位置の軌跡がすべて画面内に収まるように，カメラの向きと位置を決定する．最後に，ショット間のカメラの向きと位置を補完することによって，カメラの移動を実現する．補完によるカメラの移動時間はショットよりも短くし，この間は例外的にカメラを動かす．

このような方法でカメラワークを自動生成する様子を**図 2** に示す．ショット内ではカメラの向きと位置が固定されているので，学習対象部位の動きが広く表示され，かつ，画面が揺れないカメラワークが自動生成される．

4.　ショットの条件

本章では，学習対象部位の動きが画面に広く表示され，かつ，画面が揺れないカメラワークを自動生成するために，カメラが固定される時間区間であるショットが満たすべき条件について検討する．

4.1　姿勢ベクトル

3.2 節で述べたように，カメラワークを自動生成するときは，学習対象部位の位置の軌跡を用いる．そこで，学習区間を時間分割してショットを決定するとき，学習対象部位に含まれる身体部位の位置のみに着目し，回転は考えないものとする．

ある時刻における，学習対象部位に含まれるすべての身

© 2012 Information Processing Society of Japan

体部位の位置を要素とするベクトルを姿勢ベクトルと呼ぶ．学習対象部位が，1 から K の通し番号が割り振られた K 個の身体部位で構成されているとき，姿勢ベクトルは $3 \times K$ 次元のベクトルとなる．時刻 t における学習対象部位を構成する i 番目の身体部位の位置を $(x_i(t), y_i(t), z_i(t))$ と表すとき，時刻 t における姿勢ベクトル $\boldsymbol{F}_t$ は，式 (1) に示すように表現される．

$$\boldsymbol{F}_t = (x_1(t), y_1(t), z_1(t), \cdots, x_K(t), y_K(t), z_K(t)) \quad (1)$$

学習区間内の姿勢ベクトルの時系列を学習対象データと呼ぶ．本研究では，学習対象データを時間区間に分割することによってショットを決定する．

4.2 ショットの条件

カメラマンがビデオカメラを用いて撮影する場合，被写体をカメラにとらえるだけでなく，画面が揺れないようにするために，カメラワークの原則として次の 2 つがあげられている [14], [15]．

[カメラワークの原則]

原則 1 基本的にカメラを固定しておき，被写体が大きく動いたときにカメラを移動する．

原則 2 カメラを移動させるとき，移動の前後では少なくとも 3 秒から 5 秒程度の間はカメラを静止させる．

学習対象部位の動きが画面に広く表示され，かつ画面が揺れないカメラワークは，学習対象部位を被写体として，カメラワークの原則に従うように生成すればよい．本節では，生成されるカメラワークがカメラワークの原則に従うようにするために，ショットが満たすべき条件（ショットの条件）について検討する．

ショットの条件を検討するために，被写体である学習対象部位のショット内の姿勢と動きを評価する必要がある．あるショット内での学習対象部位の姿勢は，そのショット内での姿勢ベクトルの平均で評価できる．また，あるショット内での学習対象部位の動きの度合いは，そのショット内での姿勢ベクトルのばらつきとして現れるので，姿勢ベクトルの標準偏差によって評価できる．

i 番目のショットに含まれる姿勢ベクトルの平均を $\boldsymbol{A}_i$ とする．このとき，$\boldsymbol{A}_i$ と $\boldsymbol{A}_{i+1}$ のユークリッド距離 $d(\boldsymbol{A}_i, \boldsymbol{A}_{i+1})$ をショット間姿勢差と呼ぶ．ショット間姿勢差は i 番目と $i+1$ 番目でそれぞれ求めた平均の間の距離を表しているので，ショット間姿勢差が大きければ，ショット間で学習対象部位が大きく動いている傾向にあるといえる．

ショット内での標準偏差を σ_i とするとき，σ_i は，ショット内の学習対象部位の動きの度合いを示している．したがって，σ_i が小さければショット内での学習対象部位の動きも小さいといえる．

カメラワークの原則 1 に従ったカメラワークを生成するためには，被写体が動いたときにカメラを移動させるので，カメラを動かさない区間であるショット内では標準偏差 σ_i は小さい方がよく，ショット間姿勢差は大きい方がよい．また，基本的にカメラを固定しておくので，σ_i が大きくならなければショットの時間区間（ショット長）は長い方がよい．

カメラワークの原則 2 に従ったカメラワークを生成するためには，ショット長はあらかじめ定めた閾値 $Lmin$ 以上でなければならない．以上の考察からショットの条件は次の 4 つとなる．

[ショットの条件]

条件 1 ショット内では姿勢ベクトルの標準偏差が小さいこと．

条件 2 ショット間姿勢差が大きいこと．

条件 3 条件 1 に反しない限り，ショット長を長くすること．

条件 4 ショット長はあらかじめ定めた $Lmin$ 以上であること．

5. ショット決定のための SOM

5.1 クラスタリングによるショットの決定

本研究では，ショットの条件を満たすように学習対象データを時間分割することによってショットを決定する．知識も教師データも用いずにショットの条件を満たすような時間分割を行うために，SOM を用いたクラスタリングに着目する [12]．クラスタリングは与えられたデータをデータ間の類似性に従って複数のクラスに分類する手法であり，クラス内のデータの標準偏差を小さくすることができる．そこで，SOM を用いて学習対象データに含まれる姿勢ベクトルを複数のクラスに分類する．

一般的な SOM によるクラスタリングは時間分割を想定した手法ではないので，一般的な SOM で生成したクラスをそのままショットとして利用することはできない．**図 3** (a) に時刻 0 から時刻 10 までの姿勢ベクトル $\boldsymbol{F}_0$ から $\boldsymbol{F}_{10}$ を一般的な SOM を用いてクラスタリングしたときの例を示す．クラス C1 には，$\boldsymbol{F}_0$，$\boldsymbol{F}_1$，$\boldsymbol{F}_4$，$\boldsymbol{F}_5$ が含まれている．図 3 (b) に示すように，クラス C1 に含まれる姿勢ベクトルは，時刻 0 から時刻 1 の時間区間における姿勢ベクトルと，時刻 4 から時刻 5 の時間区間における姿勢ベクトルであり，クラス C1 に含まれる姿勢ベクトルは時間的に連続していない．同様にクラス C2 に含まれる姿勢ベクトルも時間的に連続していない．クラスに含まれる姿勢ベクトルが時間的に連続していない場合，そのクラスを 1 つのショットとすることはできない．生成されたクラスが 1 つのショットであるためには，クラス C3 のようにクラスに含まれる姿勢ベクトルが時間的に連続している必要がある．

© 2012 Information Processing Society of Japan

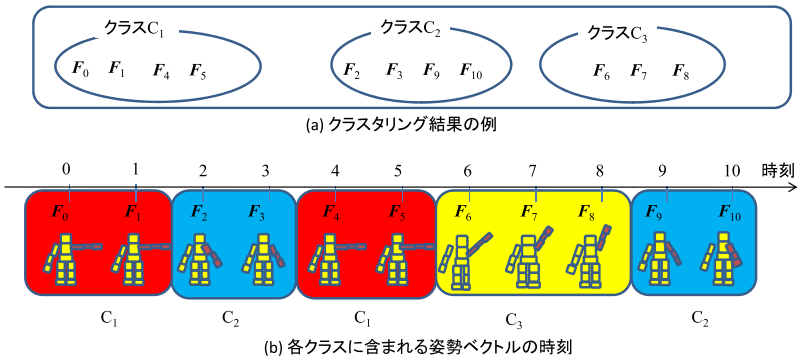


図 3　一般的な SOM によるクラスタリングの例
Fig. 3　An example of a clustering result calculated by the SOM.

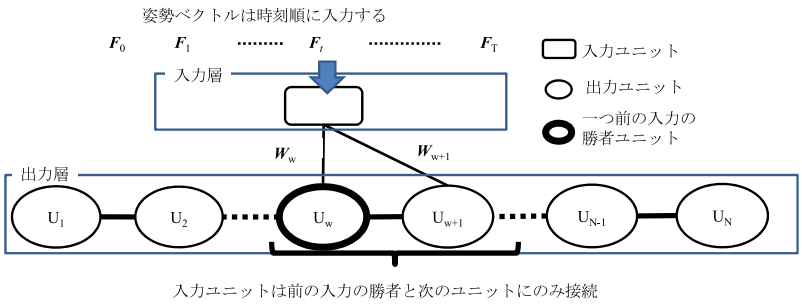


図 4　ショット決定 SOM の構造
Fig. 4　A structure of the shot deciding SOM.

本研究では，生成されるクラスに含まれる姿勢ベクトルが時間的に連続し，かつショットの条件を満たすようなショット決定のための SOM（ショット決定 SOM）を提案する．ショット決定 SOM では，一般的な SOM におけるニューロンユニットの結合方法，クラスの決定方法，経路の重みの学習方法を変更する．

5.2　ショット決定 SOM の構造とクラスタリングの手順

ショット決定 SOM は，**図 4** に示すように，入力に対応するニューロンユニット（入力ユニット）が 1 つだけ配置された入力層と，出力に対応するニューロンユニット（出力ユニット）が複数個配置された出力層から構成される．出力層には出力ユニットを一次元に配置する．出力層内の i 番目の出力ユニットを U_i と表す．

入力ユニットは重み付きの経路で出力ユニットに接続される．経路の重みは姿勢ベクトルと同次元のベクトルとし，結合係数と呼ぶ．i 番目の出力ユニット U_i が持つ結合係数を $\boldsymbol{W}_i$ と表す．

ショット決定 SOM では，時刻順に姿勢ベクトル $\boldsymbol{F}_t$ を入力し，$\boldsymbol{W}_i$ と $\boldsymbol{F}_t$ の距離を計算し，距離が最も小さい結合係数を持つ出力ユニットを求める．この出力ユニットを勝者ユニットと呼ぶ．$\boldsymbol{F}_t$ と $\boldsymbol{W}_i$ の距離として，ショットの条件 1，3，4 を考慮した評価値を用いる．出力ユニット U_i を勝者ユニットとする姿勢ベクトルの集合を，U_i のクラスと呼び，U_i の結合係数 $\boldsymbol{W}_i$ を U_i のクラスを代表とする姿勢ベクトルと見なす．

一般的な SOM では入力ユニットはすべての出力ユニットに接続されるのに対し，ショット決定 SOM では入力ユニットの接続先となる出力ユニットを 2 個に制限する．これによって，クラスに含まれる姿勢ベクトルが時間的に連続するようなクラスタリングを実現する．時刻 $t-1$ の入力に対する勝者ユニットが U_w であったとき，図 4 に示すように，時刻 t では，入力ユニットは U_w と U_{w+1} のみに接続され，勝者ユニットは U_w か U_{w+1} のいずれかから選択される．時刻 t の勝者ユニットが U_{w+1} であったとすると，入力ユニットと出力ユニットの接続は更新され，時刻 $t+1$ では，入力ユニットは U_{w+1} と U_{w+2} に接続される．

出力層に配置される出力ユニットの個数は学習区間の時間によって決定する．学習区間の長さが T フレームであるとする．ショットは学習対象データに含まれる T 個の姿勢ベクトルをクラスタリングすることによって決定する．ショットの条件 4 より，各クラスに含まれる姿勢ベクトルは $Lmin$ 以上である必要があるので，クラス数は最大で $\lceil (T/Lmin) \rceil$ 個となり，出力ユニットの個数もこれと同数とする．$Lmin$ はパラメータとしてあらかじめ設定しておく．

クラスタリングを行うときは，最初に，学習対象データを用いて，ショットの条件 2 を考慮して結合係数を自動で決定する．この工程を結合係数の学習と呼ぶ．次に，結合係数の学習を終えたショット決定 SOM に対し，学習対象

© 2012 Information Processing Society of Japan

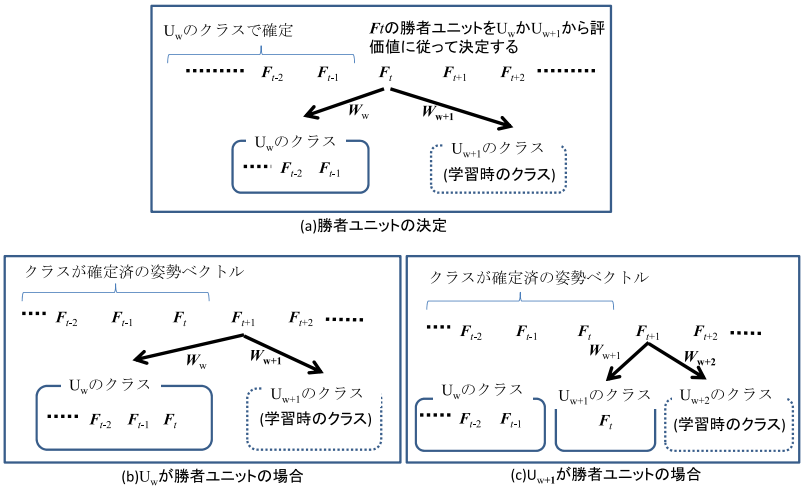


図 5　勝者ユニットの決定方法
Fig. 5　A method for obtaining a winner unit.

データに含まれる姿勢ベクトルを入力し，勝者ユニットを決定することによってクラスタリングを行う．

提案手法では，時刻順に姿勢ベクトルのクラスを決定して時間分割を行うので，学習区間の最後の時刻が Te であるとき，時刻 t が $Te - Lmin < t \leq Te$ の区間内で時間分割されると，ショット長が $Lmin$ よりも短くなることがある．そのため，この区間内では時間分割を行わず，最後のショットに含めるものとする．

5.3　勝者ユニットの決定方法

本節では，あらかじめ結合係数が決定されたショット決定 SOM に対して，学習対象データに含まれる姿勢ベクトルを入力し，クラスを決定する方法について述べる．ショット決定 SOM では姿勢ベクトル $\boldsymbol{F}_t$ を時刻順に入力して $\boldsymbol{F}_t$ の勝者ユニットを決定する．

$\boldsymbol{F}_t$ の勝者ユニットを決定するとき，時刻 $t-1$ の入力 $\boldsymbol{F}_{t-1}$ の勝者ユニットが U_w であったとする．ショット決定 SOM は，5.2 節で述べたように，入力ユニットと出力ユニットの接続に制限があるので，**図 5** (a) に示すように，$\boldsymbol{F}_t$ の勝者ユニットは U_w か U_{w+1} のいずれかとなる．

i 番目の出力ユニット U_i の結合係数を $\boldsymbol{W}_i$，時刻 t の姿勢ベクトルを $\boldsymbol{F}_t$ としたとき，勝者ユニットはショットの条件 1，3，4 を考慮して定める評価値 $D(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t)$ を用いて決定する．$D(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t)$ の定義は後述する．勝者ユニットは U_w あるいは U_{w+1} のうち，評価値が小さくなる出力ユニットとする．

U_w が勝者ユニットとなるときは図 5 (b) に示すように，$\boldsymbol{F}_t$ は $\boldsymbol{F}_{t-1}$ と同じクラスとなり，学習対象データは時間分割されない．U_{w+1} が勝者ユニットとなるときは図 5 (c) に示すように，$\boldsymbol{F}_t$ は新しいクラスへ分類されるので，学習対象データは時刻 t で時間分割され，時刻 t が新しいショットの開始時刻となる．

ショットの条件 1，3，4 を満たすクラスタリングを実現するために，姿勢ベクトルの標準偏差とショット長が評価されるように $D(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t)$ を決める．$\boldsymbol{W}_i$ と $\boldsymbol{F}_t$ のユークリッド距離を $d(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t)$，$i$ 番目のショットのショット長を S_i とする．

ショットの条件 1 を満たすように勝者ユニットを決定するためには，入力された姿勢ベクトルと結合係数のユークリッド距離が短い出力ユニットが勝者ユニットとなればよい．生成されたクラスに含まれる姿勢ベクトルがそれぞれ結合係数に近くなるので，ショット内の姿勢ベクトルの標準偏差を小さくすることができる．そこで，$d(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t)$ が小さくなれば評価値も小さくなるように，$D(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t)$ を決定する．

ショットの条件 3 を満たすように勝者ユニットを決定するためには，ショット長が短いクラスの出力ユニットが勝者ユニットとなるようにすればよい．ショット長の短いクラスの出力ユニットが勝者ユニットとなることによって，ショット長が短いにもかかわらず時間分割されることを防ぐことができる．ただし，すでにショット長がある程度長いときには，ショットの条件 3 はすでに満たしているので，評価に反映させる必要はない．そこで，S_i が小さくなれば，評価値も小さくなるように，$D(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t)$ を決定する．

次にショットの条件 4 を満たすように勝者ユニットを決定するためには，$S_i < Lmin$ となる出力ユニットがつねに勝者ユニットとなればよい．これにより，ショット長が $Lmin$ よりも短いにもかかわらず時間分割されることを防ぐことができる．そこで，$S_i < Lmin$ のときには，評価値が 0 となるように $D(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t)$ を決定する．

以上の考察から，本研究では $L_i = S_i/Lmin$ とし，$D(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t)$ を式 (2) で定義する．$d(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t)$ と $\log_e(L_i)$ の積として $D(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t)$ を求めることによって，ショットの条件 1，3 を同時に満たす．また，$L_i < 1$ のとき $D(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t)$

© 2012 Information Processing Society of Japan

を 0 とすることによって，ショットの条件 4 を満たすことができる．

$$D(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t) = \begin{cases} 0.0 & (L_i < 1) \\ d(\boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{F}_t)\log_e(L_i) & (L_i \geq 1) \end{cases} \quad (2)$$

$\boldsymbol{F}_{t-1}$ の勝者ユニットが U_w であるとき，$\boldsymbol{F}_t$ の勝者ユニットは，$D(\boldsymbol{W}_w, \boldsymbol{F}_t)$ と $D(\boldsymbol{W}_{w+1}, \boldsymbol{F}_t)$ を比べ，評価値の小さい出力ユニットとなる．ショット決定 SOM は入力ユニットと出力ユニットの接続に制限があるので，U_{w+1} は時刻 t 以前に勝者ユニットになることはなく，U_{w+1} のクラスは空である．そのため，勝者ユニットを決定するときに，U_{w+1} のショット長 L_{w+1} が定まらず，評価値を求めることができない．そこで，図 5 に示すように，U_{w+1} が空の間は 5.4 節で述べる結合係数の学習の過程で求めたクラスを暫定的に用いる．

5.4 結合係数の学習

5.4.1 結合係数の学習の手順

ショット決定 SOM では，一般的な SOM と同様に，クラスタリングする前に結合係数を決定しておく必要がある．本項では，ショットの条件 2 を考慮した結合係数の決定方法について述べる．結合係数は，学習対象データに含まれる姿勢ベクトルを順次入力し，入力された姿勢ベクトルに応じて結合係数を更新することを繰り返し，自動で決定する．

最初に，結合係数を初期化する．結合係数の学習では，入力された姿勢ベクトルに応じて，繰り返し結合係数を更新するので，初期値が偏った場合，学習結果が偏る可能性がある．そこで，結合係数の初期値は学習対象データの平均とし，初期値による偏りを抑える．次に，学習対象データに含まれる姿勢ベクトルを 1 つ入力し，学習途中の結合係数を用いて勝者ユニットを決定する．勝者ユニットの決定には 5.3 節で述べた方法を使う．その後，勝者ユニットの結合係数の更新，勝者ユニットの近傍に位置する出力ユニット（近傍ユニット）の結合係数を更新する．近傍ユニットは勝者ユニットの前後 Na 個の出力ユニットとする．Na はあらかじめパラメータとして定めておく．

ショット決定 SOM における学習では，姿勢ベクトルが入力された順に結合係数が更新されていくので，先に入力された姿勢ベクトルの影響が強くなる．そこで，入力順による学習の偏りを考慮し，時刻の昇順と降順のそれぞれの順で姿勢ベクトルを入力して結合係数を更新する．学習区間が時刻 Ts から時刻 Te までで，長さが T フレームであるとき，まず，時刻 Ts から時刻 Te まで昇順に姿勢ベクトルを入力して結合係数を更新し，次に，時刻 Te から時刻 Ts まで降順に姿勢ベクトルを入力して結合係数を更新する．姿勢ベクトルを昇順に入力するときは，時刻 t が $Te - Lmin < t \leq Te$ の姿勢ベクトルは最後のショットに，姿勢ベクトルを降順に入力するときは，時刻 t が $Ts \leq t < Ts + Lmin$ の姿勢ベクトルは最初のショットに含めるように勝者ユニットを決定して結合係数の更新を行う．これによって，学習区間の最初や最後でショット長が $Lmin$ 以下にならず，ショットの条件 4 を優先し，かつ，その他の条件を満たすような結合係数の更新を行う．

昇順と降順の合計 $2T$ 回の処理を 1 つの単位として結合係数の更新を行う．この更新の単位を学習世代と呼び，最初に昇順と降順の更新が終わるまでを 1 世代，その後さらに昇順と降順の更新が終わるまでを 2 世代のように数える．学習の終了世代 Em を設定し，Em 世代に至るまで更新を繰り返して学習を完了する．

5.4.2 勝者ユニットの結合係数の更新

勝者ユニットの結合係数の更新では，5.3 節で述べた方法を用い，入力された姿勢ベクトルに対して勝者ユニットを決定する．最初の世代の学習では，すべての出力ユニットが 1 度も勝者ユニットとなったことがないので，ショット長 S_i を定めることができない．そのため，式 (2) の評価値 $D(W_i, F_t) = d(W_i, F_t)$ として勝者ユニットを決定する．$\boldsymbol{F}_t$ を入力したとき，勝者ユニットが U_w であったとすると，勝者ユニット U_w の結合係数 $\boldsymbol{W}_w$ は $\boldsymbol{F}_t$ に近づくように更新する．

一般的な SOM と同様に，ショット決定 SOM でも更新する際に学習世代に応じた更新の重みを設定し，学習世代数が大きくなるにつれ更新の重みが小さくなるようにする．更新の重みを学習係数と呼び，学習世代 e の関数 $\alpha(e)$ で表す．$\alpha(e)$ は一般的な SOM で使われている学習回数の逆数関数を用い，A と B を定数として，式 (3) で定義する．

$$\alpha(e) = \frac{B}{A + e} \quad (3)$$

学習世代が進むごとに学習係数を小さくすることによって，学習を収束させる．学習世代 e で $\boldsymbol{W}_w$ を更新するときの変化を表すベクトルを $\Delta\boldsymbol{W}_w$ とする．$\Delta\boldsymbol{W}_w$ は $\boldsymbol{W}_w$ から $\boldsymbol{F}_t$ へ向かうベクトルであり，学習世代 e での $\Delta\boldsymbol{W}_w$ を式 (4) のように定める．更新後の勝者ユニットの結合係数 $\hat{\boldsymbol{W}}_w$ は，式 (5) によって求める．

$$\Delta\boldsymbol{W}_w = \alpha(e)(\boldsymbol{F}_t - \boldsymbol{W}_w) \quad (4)$$

$$\hat{\boldsymbol{W}}_w = \boldsymbol{W}_w + \Delta\boldsymbol{W}_w \quad (5)$$

5.4.3 近傍ユニットの結合係数の更新

一般的な SOM では，近傍ユニットの結合係数は入力されたデータに近づくように更新するので，勝者ユニットと近傍ユニットの結合係数のユークリッド距離が短くなる．結合係数はクラスを代表する姿勢ベクトルであるので，勝者ユニットと近傍ユニットの結合係数のユークリッド距離が短くなると，勝者ユニットと近傍ユニットに含まれる姿勢ベクトルが類似するようになる．そのため，隣接するショットに含まれる姿勢ベクトルが類似し，ショット間姿

© 2012 Information Processing Society of Japan

勢差が小さくなり，ショットの条件 2 を満たさなくなるときがある．そこで，ショット決定 SOM では，一般的な SOM とは異なり，近傍ユニットの結合係数は，前後のユニットの結合係数の平均へ近づくように更新する．これにより，ショット間姿勢差が大きくなり，ショットの条件 2 が満たされる．

ある姿勢ベクトルの勝者ユニットが U_w であり，U_w のある近傍ユニットが U_n であるとする．U_n の前後の出力ユニット U_{n-1} と U_{n+1} の結合係数の平均 $(\boldsymbol{W}_{n-1}+\boldsymbol{W}_{n+1})/2$ を $\overline{\boldsymbol{W}}_n$ で表すとき，U_n の結合係数 $\boldsymbol{W}_n$ は，$\overline{\boldsymbol{W}}_n$ に近づくように更新する．

$\boldsymbol{W}_n$ の更新は勝者ユニットの結合係数の場合と同様に，更新の重みを設定して行う．ここで，$|w-n|$ は出力層において，勝者ユニット U_w と近傍ユニット U_n がどの程度離れているかを示している．勝者ユニットが入力された姿勢ベクトルに最も近い出力ユニットであるので，一般的な SOM の考え方と同様に，勝者ユニットから離れた近傍ユニットでは，結合係数が大きく変化しないように $|w-n|$ が大きいほど更新の重みを小さくする．さらに，学習世代による重み $\alpha(e)$ を乗じて，$\boldsymbol{W}_n$ の更新の重みを $\alpha(e)\exp(-|w-n|)$ とする．

$\boldsymbol{W}_n$ を更新するときの変化を表すベクトルを $\Delta\boldsymbol{W}_n$ とする．$\Delta\boldsymbol{W}_n$ は $\boldsymbol{W}_n$ から $\overline{\boldsymbol{W}}_n$ へ向かうベクトルであり，学習世代 e における $\Delta\boldsymbol{W}_n$ を式 (6) のように定める．近傍ユニットの結合係数 $\boldsymbol{W}_n$ の更新後の結合係数 $\hat{\boldsymbol{W}}_n$ は，式 (7) によって求める．

$$\Delta\boldsymbol{W}_n = \alpha(e)\exp(-|w-n|)(\overline{\boldsymbol{W}}_n - \boldsymbol{W}_n) \tag{6}$$

$$\hat{\boldsymbol{W}}_n = \boldsymbol{W}_n + \Delta\boldsymbol{W}_n \tag{7}$$

勝者ユニットが U_6，$Na=2$ であったとき，近傍ユニット U_4 の結合係数を更新する様子を図 **6** に示す．同図の矢印 (a) が $\Delta\boldsymbol{W}_4$ を表している．$\boldsymbol{W}_4$ が $\overline{\boldsymbol{W}}_4$ に近づくように更新することによって，$\boldsymbol{W}_4$ が $\boldsymbol{W}_5$ から離れ，ショットの条件 2 が満たされる．

5.3 節と 5.4 節から，ショット決定 SOM では，ショットの条件 2 を考慮した結合係数を決定し，ショットの条件 1，3，4 を考慮して勝者ユニットを決定するので，ショットの条件すべてを満たす時間分割を実現することができると考えられる．

6. カメラワーク生成実験

6.1 実験対象

ショット決定 SOM で求めたショットを用いて学習対象部位の動きが広く表示され，かつ，画面が揺れないカメラワークが生成できるか実験を行った．実験では，文献 [6] に収録された 15 演目の舞踊を対象とした．実験対象とした舞踊とそのフレーム数の一覧を**表 1** に示す．最もフレーム数の少ない舞踊は “西馬音内がんけ” で 1,365 フレーム，

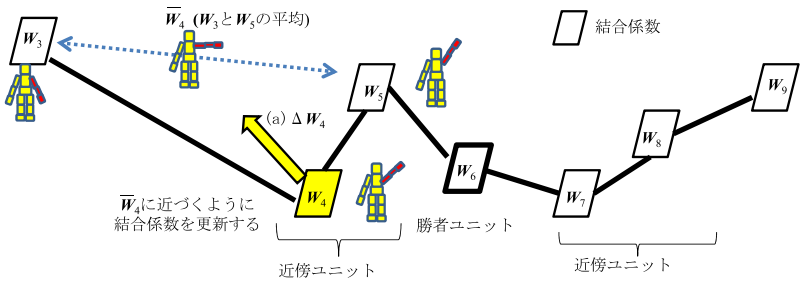


図 **6**　近傍ユニットの学習の様子

Fig. 6　A method for updating path weights of a neighbor unit.

表 **1**　ショット決定結果

Table 1　A comparison among lengths of each obtained shots.

舞踊名	フレーム数	(a) ショット数		(b) ショット長の平均(frame)	
		ショット決定SOM	解説システム	ショット決定SOM	解説システム
(1) 秋田音頭	2272	12	*	189	*
(2) 盆舞	9696	47	76	206	128
(3) 盆舞田子神楽	6363	25	*	254	*
(4) 花笠音頭	3969	16	27	248	147
(5) 郡上春駒	1498	7	*	214	*
(6) 郡上かわさき	1939	8	*	242	*
(7) 基本の舞 1	7363	39	*	189	*
(8) 基本の舞2	6666	42	*	159	*
(9) みかぐら	4545	24	39	189	116
(10) 西馬音内がんけ	1363	5	12	272	113
(11) 西馬音内音頭	1515	7	13	216	116
(12) 秋田おばこ	4242	17	34	249	125
(13) 越中おわら	5303	22	34	241	156
(14) さんさ踊り	3484	17	33	205	106
(15) ソーラン節	4566	21	34	217	134
15演目の舞踊の平均	4319	21	*	219	*
9演目の舞踊の平均	4298	20	34	227	127

© 2012 Information Processing Society of Japan

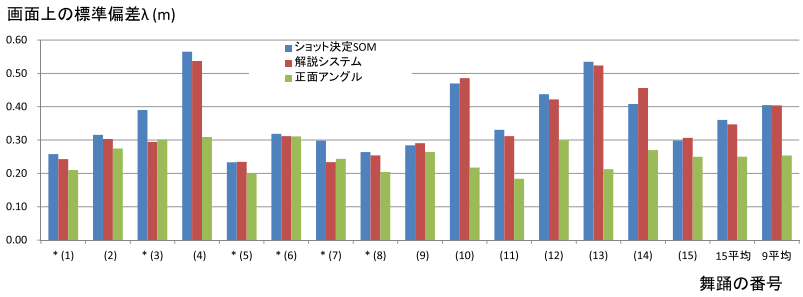


図 7　画面上の標準偏差 λ

Fig. 7　A standard deviation λ of target positions on the screen.

最もフレーム数の多い舞踊は “盆舞” で 9,698 フレームである．学習対象部位は右腕（R-UpperArm，R-ForeArm，R-Hand）とした．

ショット決定 SOM で求めたショットを用いたカメラワーク（ショット決定 SOM のカメラワーク），解説システムの手法で求めたショットを用いたカメラワーク（解説システムのカメラワーク），基準姿勢をとる CG キャラクタの正面が表示されるような向きと位置でカメラを固定するカメラワーク（正面アングル）の 3 つのカメラワークを自動生成し比較を行った．正面アングルは最も単純なカメラワークで，舞踊学習用の DVD 教材 [16] などで用いられている．なお，カメワークの自動生成は 3.2 節で述べた手法を用いた．

ショット決定 SOM のパラメータには，ショット長の閾値 $Lmin$，学習の終了世代 Em，近傍領域 Na，学習係数 $\alpha(e)$ がある．4.2 節で述べたカメラワークの原則 2 では，カメラを静止させる最も短い時間が 3 秒とあるので，$Lmin$ は 3 秒（90 フレーム）とした．その他のパラメータは，各パラメータを独立に変化させて 3 つの舞踊のカメラワークを生成する予備実験を行って決定した．予備実験では，Em は $500 \leq Em \leq 10000$ の範囲，Na は $1 \leq Na \leq 7$ の範囲，$\alpha(e)$ は $\alpha(Em) = 0.0001$ で固定して $\alpha(0)$ を $0.001 \leq \alpha(0) \leq 1.00$ の範囲でそれぞれ変化させた．予備実験により，Em が極端に小さくなければ，ほぼ同様の結果が得られる傾向が見られたので，$Em = 2500$，$Na = 3$ とし，学習係数は $\alpha(0) = 0.005$，$\alpha(Em) = 0.0001$ となるように決定した．これらのパラメータはすべての舞踊で共通して用いるものとした．

6.2　結果と考察

ショット決定 SOM で求めたショットと解説システムの手法で求めたショットのショット数を表 1 の (a) 列に示す．表中の “ * ” は解説システムの手法において学習区間の時間分割が行われず，ショットが決定できなかったことを意味している．解説システムでは 6 演目の舞踊についてショットが決定できなかったのに対して，ショット決定 SOM ではすべての舞踊でショットが決定できている．

表 1 の (b) 列にショット長の平均を示す．解説システムの手法を使ってショットが決定できた 9 演目の舞踊についてショット長を比較すると，ショット決定 SOM の方が平均で 100 フレーム（約 3.3 秒）程度長くなっている．ショット長が長くなっているので，カメラが固定されている時間も長くなり，ショット決定 SOM は解説システムの手法に比べて揺れを抑えたカメラワークを生成することができる．

決定されたショットを用いて，ショット決定 SOM のカメラワーク，解説システムのカメラワーク，正面アングルを生成した．3.2 節の図 2 に示したショット間でカメラが移動する時間は，文献 [3] と同じくショットの開始時刻の前後 9 フレーム（計 18 フレーム）とした．また，解説システムの手法では分割が行われなかった 6 演目の舞踊は，舞踊全体が 1 つのショットであると見なしてカメラワークを自動生成した．

学習対象部位の動きが画面上に広く表示されていることは，学習対象部位に含まれる身体部位の位置が画面上の広い範囲に分布していることを意味する．学習区間が時刻 Ts から時刻 Te までで，学習対象部位に 1 から N の通し番号を振ったとする．$Te - Ts$ で求められる学習区間の時間長を T，学習区間内の時刻 t で i 番目の学習対象部位の画面上の位置を $\boldsymbol{C}_i^t$ とし，$\boldsymbol{C}_i^t$ の平均 $\boldsymbol{G}$ を式 (8) で求める．$\boldsymbol{C}_i^t$ と $\boldsymbol{G}$ はそれぞれ二次元ベクトルである．

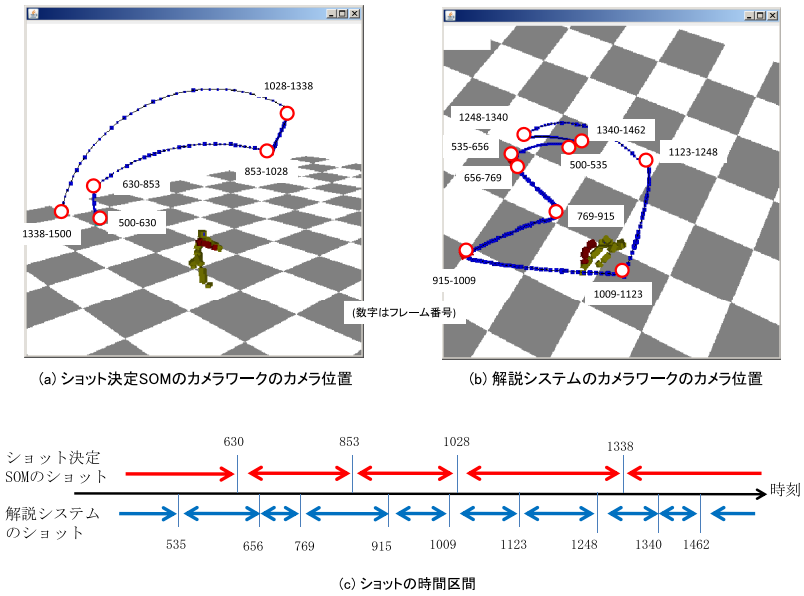
$$\boldsymbol{G} = \frac{1}{T \times N} \sum_{t=Ts}^{Te} \sum_{i=1}^{N} \boldsymbol{C}_i^t \tag{8}$$

$d(\boldsymbol{C}_i^t, \boldsymbol{G})$ を $\boldsymbol{C}_i^t$ と $\boldsymbol{G}$ のユークリッド距離とし，学習対象部位の画面上の標準偏差 λ を式 (9) で求める．λ は学習区間内のすべての学習対象部位の位置を同一平面にプロットした点群の標準偏差であり，λ が大きければ学習対象部位の動きがより広く表示されていることを意味する．

$$\lambda = \sqrt{\frac{1}{T \times N} \sum_{t=Ts}^{Te} \sum_{i=1}^{N} d^2(\boldsymbol{C}_i^t, \boldsymbol{G})} \tag{9}$$

図 7 に 3 種類のカメラワークそれぞれの λ を示す．図中で “ * ” がついた番号の舞踊は，解説システムで分割が行われなかった舞踊を示している．また，15 平均は 15 演

© 2012 Information Processing Society of Japan



(a) ショット決定SOMのカメラワークのカメラ位置　(b) 解説システムのカメラワークのカメラ位置

(c) ショットの時間区間

図 8　カメラワーク

Fig. 8　A comparison of camera positions in each obtained camerawork.

表 2　λ の平均 (m)

Table 2　A comparison of a mean standard deviation λ.

	ショット決定 SOM	解説システム	正面アングル
15 平均	0.36	0.35	0.25
9 平均	0.40	0.40	0.25

目の舞踊全部の λ の平均，9 平均は解説システムで分割可能であった 9 演目の舞踊の λ の平均である．

ショット決定 SOM のカメラワークの λ と解説システムのカメラワークの λ を比較すると，(9)，(10)，(14)，(15) の 4 演目の舞踊で解説システムの方が λ が大きくなっているものの，その他の舞踊では，同程度かショット決定 SOM の方が良好な結果を得ることができた．**表 2** に 3 つのカメラワークの λ の 15 平均，9 平均を示す．同表から 9 平均ではショット決定 SOM と解説システムは同程度の結果が得られ，15 平均ではショット決定 SOM の方が解説システムに比べて良好な結果が得られた．ショット決定 SOM のカメラワークの λ と正面アングルの λ を比較すると，すべての舞踊でショット決定 SOM の方が λ が大きく，良好な結果を得られた．

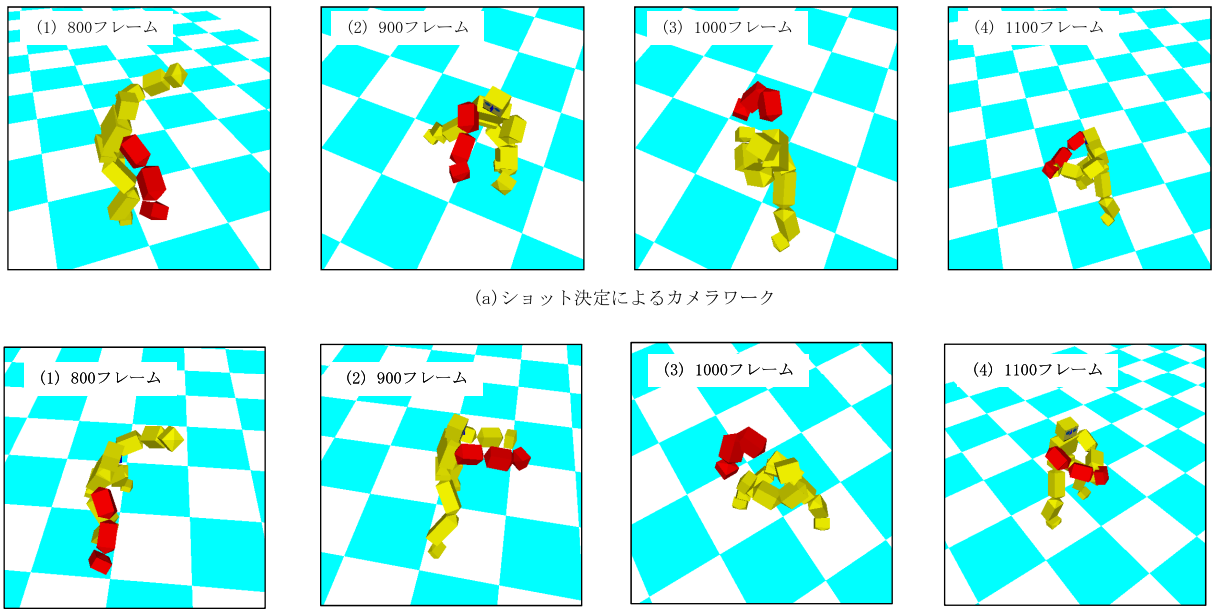
ショット決定 SOM で，解説システムによる手法より λ の値が小さくなった舞踊の中でも，特に差が大きかった舞踊は (14) の演目（“さんさ踊り”）で，λ は 0.05 m 小さくなった．“さんさ踊り” は右腕をさまざまな方向に速く動かしているので，ショット長が長いショット決定 SOM では，学習対象部位の動きを追跡しきれないことが原因と考えられる．*Lmin* が小さければ，ショット長も短くなりこのような速い動きも追跡できるようになると考えられる．しかし，*Lmin* を小さくすると画面の揺れを抑える効果が小さくなるので，提案手法を用いて舞踊の学習を行う場合の学習効果などをふまえた詳細な検討が必要であると考えられる．

ショット決定 SOM の λ の値が解説システムによる手法と同程度であった (15) の演目（“ソーラン節”）について，**図 8** (a) にショット決定 SOM のカメラワークのカメラ位置，同図 (b) には解説システムのカメラワークのカメラ位置，同図 (c) には各ショットの時間区間を示す．同図は “ソーラン節” の時刻 500 から時刻 1500 までの様子である．ただし，ショット間でカメラが移動する時間は記述を省略した．図 8 の (a) と (b) を比較すると，ショット決定 SOM のカメラワークは，解説システムのカメラワークよりもカメラの位置の変化が少なく，揺れを抑えることができている．

時刻 800 から時刻 1100 までの動きを CG で再現し，ショット決定 SOM のカメラワークと，解説システムのカメラワークのそれぞれを用いて表示したときのスクリーンショットを**図 9** に示す．同図に示した時刻では，ショット決定 SOM のカメラワークと解説システムのカメラワークは，学習対象部位である右腕を同じ程度の大きさに表示できている．また，CG を再生すると，同図に示した時刻以外でも学習対象部位が同じ程度の大きさに表示されていることが確認できた．

以上の実験から，解説システムの手法ではショットが決定できなかった舞踊についても，ショット決定 SOM ではショットが決定できることが分かる．また，ショット決定 SOM を用いることによって，すべての舞踊で正面アングルよりも学習対象部位を広く表示でき，解説システムと同じ程度に学習対象部位を表示しつつ，より画面の揺れを抑えことができた．これにより，ショット決定 SOM は学習対象部位の動きを広く表示し，かつ，画面が揺れないカメ

© 2012 Information Processing Society of Japan



(a) ショット決定によるカメラワーク

(b) 解説システムのカメラワーク

図 9　CG のスクリーンショット
Fig. 9　A screenshot of a displayed CG animation.

ラワークの自動生成に有効であることが分かった．本実験では，ショット決定 SOM のパラメータはすべての舞踊で同一の値を用いたので，パラメータの値が同一であっても，複数の舞踊で良好なショットを決定できることも分かった．

7.　おわりに

舞踊の学習支援をするためには，CG を用いて舞踊を詳細に観察できるようにすることが必要である．このためには，学習対象部位の動きが画面に広く表示され，かつ，画面が揺れないカメラワークが大切である．本研究では，カメラワークの自動生成に必要なショットの決定手法を提案した．

まず，カメラワークにおいてカメラを動かさない時間区間であるショットが満たすべき条件を 4 つあげた．次に，ショットの条件を満たすようなショットを決定するためのショット決定 SOM を提案した．ショット決定 SOM では，生成されたクラスに含まれる姿勢ベクトルが時間的に連続するように，ニューロンユニットの接続を制限した．また，ショットの条件を満たすような勝者ユニットの決定方法と結合係数の学習方法を提案した．

ショット決定 SOM のカメラワーク，解説システムのカメラワーク，正面アングルを自動で生成する実験を行い，どの程度学習対象部位が画面に広く表示され，かつ，画面が揺れないかを比較した．実験の結果，解説システムではショットが決定できなかった舞踊についてもショット決定 SOM ではショットを決定することができること，ショット決定 SOM のカメラワークは正面アングルに比べて学習対象部位の動きが広く表示されること，解説システムのカメラワークに比べると同程度に学習対象部位の動きを表示でき，かつ，画面の揺れを抑えることができることが分かった．これにより，ショット決定 SOM はカメラワークを自動生成に有効なショット決定手法であるといえる．

今後の課題として，速い動作を含む舞踊への対策などがある．また，本研究の成果を用いて，舞踊の学習者を学習支援するシステムを構築することがあげられる．

本研究の一部は平成 23 年度科学研究費補助金（基盤研究（C））（課題番号 23500108）の支援により行った．

参考文献

[1] 玉本英夫，湯川　崇，海賀孝明，水戸部一孝，三浦　武，吉村　昇：産学官連携による民俗芸能伝承のためのデジタルコンテンツ作成技術の開発，電子情報通信学会誌，Vol.91, No.4, pp.303–308 (2008).

[2] Assa, J., Cohen-Or, D., Cheng Yeh, I. and Lee, T.-Y.: Motion Overview of Human Action, *ACM Trans. Graphics* (*Also Proc. ACM SIGGRAPH ASIA*), Vol.27, No.5 (2008).

[3] 柴田　傑，湯川　崇，海賀孝明，横山洋之，玉本英夫：身体動作解説コンテンツ作成システム，日本バーチャルリアリティ学会論文誌，Vol.14, No.3, pp.265–274 (2009).

[4] 北原　格，橋本浩一郎，亀田能成，大田友一：サッカーの自由視点映像提示における気の利いた視点選択手法，日本バーチャルリアリティ学会論文誌，Vol.12, No.2, pp.171–179 (2007).

[5] 灰塚凡樹，井上誠喜：動作の盛り上がりに対するカメラワーク自動生成法，映像情報メディア学会技術報告 MIP98-55，Vol.22, No.23, pp.49–54 (1998).

[6] 湯川　崇，海賀孝明，長瀬一男，玉本英夫：舞踊符による身体動作記述システム，情報処理学会論文誌，Vol.41, No.10, pp.2873–2880 (2000).

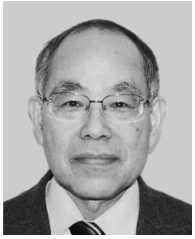
[7] 湯川　崇，小原直子，玉本英夫：モーションキャプチャからの基本動作分割点の自動検出，情報処理学会論文誌，

© 2012 Information Processing Society of Japan

Vol.45, No.4, pp.1198–1201 (2004).
[8] Kawanaka, S., Ushida, T., Okatani and Deguchi, K.: HHMM Based Recognition of Human Activity from Motion Trajectories in Image Sequences, *Proc. 9th IAPR Conference on Machine Vision Applications*, Tukuba, Japan, pp.578–581 (2005).
[9] 呉　海元，木戸隆太郎，塩山忠義：ジェスチャ認識のための連続 DP の改良，システム制御情報学会論文誌，Vol.14, No.6, pp.283–290 (2001).
[10] 白鳥貴亮，中澤篤志，池内克史：モーションキャプチャと音楽情報を用いた舞踊動作解析手法（顔・身体動作認識，＜特集＞画像の認識・理解論文），電子情報通信学会論文誌 D-II，Vol.88, No.8, pp.1662–1671（オンライン）(2005)，入手先 ⟨http://ci.nii.ac.jp/naid/10016796851/⟩.
[11] Miura, T., Mitobe, K., Yukawa, T., Kaiga, T., Taniguchi, T. and Tamamoto, H.: Adaptation of Grouping Structure Analysis in GTTM to Hierarchical Segmentation of Dance Motion, *Journal of Information Processing*, Vol.18, pp.263–283 (2010).
[12] Kohonen, T.: The Self-Organizing Map, *Proc. IEEE*, Vol.78, No.9, pp.1464–1480 (1990).
[13] 柴田　傑，湯川　崇，海賀孝明，門脇さくら，横山洋之，玉本英夫：舞踊符自動生成のための自己組織化マップによる動作の分割化，秋田大学工学資源学部研究報告，No.28, pp.17–24 (2007).
[14] 阿部　正：ビデオカメラ入門第 3 版，同文舘出版株式会社 (1993).
[15] 横田栄治：入門!!ビデオ制作マニュアル，日本経済新聞社 (1991).
[16] 株式会社わらび座：DVD でおぼえる NEW ソーラン節 (2002).

柴田 傑　（学生会員）

2005 年秋田大学工学資源学部情報工学科卒業．2007 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科修了．秋田大学大学院工学資源学研究科博士後期課程在学中．コンピュータグラフィクス，身体動作解析の研究に従事．日本バーチャルリアリティ学会，電子情報通信学会，IEEE 各学生会員．



玉本 英夫　（正会員）

1976 年東京大学大学院博士課程修了．同年秋田大学鉱山学部電子工学科講師．1980 年同電子工学科助教授．1991 年同情報工学科助教授．1997 年同工学資源学部情報工学科教授，2010 年同大学大学院工学資源学研究科教授，現在に至る．この間，論理回路の故障診断，民俗芸能の伝承技術，e ラーニング等の研究に従事．工学博士．電子情報通信学会，人工知能学会，計測自動制御学会，IEEE 各会員．

海賀 孝明　（正会員）

1995 年茨城大学大学院機械工学専攻博士前期課程修了．1996 年株式会社わらび座入社．1997 年よりモーションキャプチャによる民俗芸能の記録保存および伝承に関する研究に従事．現在，同社デジタルアートファクトリ，チーフエンジニア，秋田大学大学院工学資源学研究科博士後期課程在学中．情報処理学会平成 13 年度山下記念研究賞受賞．日本バーチャルリアリティ学会学生会員．

横山 洋之　（正会員）

1989 年秋田大学鉱山学部電子工学科卒業．同年富士通（株）入社．1993 年同秋田大学大学院鉱山学研究科修士課程修了．同年同大学鉱山学部情報工学科助手，1999 年同大学工学資源学部情報工学科講師，2010 年同大学大学院工学資源学研究科講師，現在に至る．博士（工学）．論理回路の故障検出およびコンピュータグラフィックスに関する研究に従事．電子情報通信学会，IEEE 各会員．

© 2012 Information Processing Society of Japan