

# 多視点映像の視聴履歴を用いた 視点遷移予測モデル

## Viewpoint Switching Prediction Model for Multi-view Video Based on Viewing Logs

朝倉 淳

Atsushi Asakura

名古屋大学大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science, Nagoya University

asakura@cmcs.ss.is.nagoya-u.ac.jp

平山 高嗣

Takatsugu Hirayama

(同 上)

hirayama@is.nagoya-u.ac.jp, <http://mase.itc.nagoya-u.ac.jp/~hirayama/>

丸谷 宜史

Takafumi Marutani

立命館大学 立命館グローバル・イノベーション研究機構 (R-GIRO)

Ritsumeikan Global Innovation Research Organization (R-GIRO), Ritsumeikan University

marutani@cv.ci.ritsumeikai.ac.jp

加藤 ジェーン

Jien Kato

名古屋大学大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science, Nagoya University

jien@is.nagoya-u.ac.jp, <http://www.mv.ss.is.nagoya-u.ac.jp/~jien/>

間瀬 健二

Kenji Mase

(同 上)

mase@nagoya-u.jp, <http://www.cmc.ss.is.nagoya-u.ac.jp/~mase/>

**keywords:** multi-view video, video streaming, switching prediction, viewing logs.

### Summary

Multi-view video consists of multiple views which are shot simultaneously by multiple cameras from different viewpoints. Users can watch the video while choosing a viewpoint from them freely. In the multi-view video streaming, we need to deal with a problem that the multi-view videos put an enormous burden on the network for delivering because of transmitting many videos at a same time. Hierarchical multi-view streaming(HMVS) has been proposed as one of the methods of reducing the transmission quantity of multi-view video. The prediction of switching viewpoints is necessary for bandwidth allocation in HMVS. In this paper, we propose a viewpoint switching prediction model based on viewing logs for HMVS. The proposed model divides the sequence of multi-view video into some scenes and learns the probability of switching viewpoints for each scene from viewing logs. Through the evaluation experiment, the proposed model achieved effective viewpoint switching predictions.

## 1. はじめに

### 1.1 背景

多視点映像とは、多数のカメラで様々な視点から対象を同時に撮影し、視聴者がその映像の中から視聴する視点を自由に選択できるものである。これにより、それぞれの視聴者は個々の興味に合わせて映像を楽しむことができる。多視点映像の実用的な利用には、ストリーミングを用いた配信が有効であると考えられる。しかし、多視点映像の単純なストリーミングでは、多数の映像ファイルを高ビットレートのまま同時に伝送するため、ネットワーク帯域に多大な負荷がかかることが問題となる。そこで、多視点映像ストリーミングのために多視点映像の伝送効率化が必要となる。多視点映像伝送効率化の手法として、多視点映像符号化 (Multiview Video Coding, MVC) の観点から多数の研究がなされている [Guo 06][Merkle

07][Ho 07]。MVC では主として視点間の映像の相関性を利用して圧縮符号化を行う。そのため、MVC は視点間の相関が大きい狭視域角多視点映像には効果が大きい。スポーツなどを撮影した広視域角多視点映像には効果が小さく、伝送効率化を図ることが難しい。

MVC 以外の多視点映像伝送効率化の手法もいくつか提案されている。これらは主に視聴者の視聴行動に応じて伝送する映像を限定することにより、伝送効率化を図るものである [Lou 05][Kurutepe 07][Pan 11]。Pan らは、視聴者は視聴中の視点と隣接した視点に視点を切り替える傾向があると仮定して、隣接視点のみに視点切り替え可能とすることにより、伝送する映像を限定して伝送量を削減した [Pan 11]。しかし、この方法では視聴者の視点切り替えが制限され、ユーザビリティが低下してしまう。そこで間瀬らは、階層型マルチビューストリーミング (Hierarchical Multiview Streaming, HMVS) を提案

した [間瀬 12]. HMVS は視聴者が選択した一視点の映像のみを高解像度で表示するシステムを想定して考案されたものである. HMVS は, すべての視点の映像を同時に伝送することにより視点切り替え時の遅延を減らし, 映像の連続性を確保するが, 前述したように, すべての視点の映像を高ビットレートで伝送すると, ネットワーク帯域への多大な負荷が問題となるので, 表示する視点の映像は高ビットレート, 非表示の視点の映像は低ビットレートというように視点ごとに適応的に帯域を変更することにより伝送効率化を図る. この手法は, MVC と異なり, どのような視域角の多視点映像コンテンツでも伝送効率化を可能にする. しかし, HMVS では視点切り替えの際に低ビットレートで伝送されている視点へ切り替えると, 適応的な帯域変更によって高ビットレートの映像が送られてくるまで低ビットレートの映像が表示されてしまう. それにより, 快適な視聴が妨げられることが問題となる. そのため, HMVS では非表示の視点のうち次に視聴者が切り替えそうな視点の映像をあらかじめ高ビットレートで伝送するというように, 視点ごとのストリームの帯域割り当てを工夫する必要がある. これにより, 効率的で, かつ快適な視点切り替えができる多視点映像の伝送が可能となる.

## 1.2 目的

我々は HMVS を実装した多視点映像視聴インタフェースとして Web Peg-Scope Viewer (W-PSV) を開発し, 多視点映像のストリーミング配信を研究している [Marutani 12]. W-PSV は図 1 のようなインタフェースをもち, Microsoft 社のアプリケーションフレームワークである Silverlight を用いて開発されている. また, W-PSV では HMVS を実装するために Silverlight モジュールの SmoothStreaming 技術を利用している. W-PSV では図 1 の視点選択部にある各視点の縮小映像から視点の一つを選択することにより, それが図 1 の映像表示部に大きく表示される.

W-PSV では視点遷移確率に応じて各視点の映像のビットレートを割り当てることにより, 伝送効率化を図り, 滑らかな視点切り替えが可能な視聴を目指している. 視点遷移確率とは, 視聴者がある視点を視聴しているときにどの視点へ切り替える傾向があるかを確率分布により表したものである. 丹羽らによれば, 多視点映像では多数の視聴者の視聴履歴を用いることにより, 一般的な視聴者の見方 (視点遷移パターン) を抽出することが可能である [丹羽 11]. そこで, 本研究では W-PSV での階層型マルチビューストリーミングにおける帯域割り当て支援への応用を目的として, 視聴履歴に基づいて視点遷移パターンの頻度分布を学習し, 視点遷移確率を求める視点遷移予測モデルを提案する.



図 1 Web Peg-Scope Viewer(W-PSV)

## 2. 視点遷移予測モデル

視点遷移予測モデルとは, 階層型マルチビューストリーミングでの帯域割り当てを行う際に用いられるものであり, 視聴者が次時刻で選ぶ視点を予測し, その遷移確率を導出する. 本稿で提案する視点遷移予測モデルは, 現時刻の視点の情報だけから次時刻の視点を予測するのではなく, 視聴シーンの状態をも視点遷移確率を学習するための要素とする. ここでシーンとは多数の視聴者が固有の視点切り替えパターンに従うような映像の状況のことであり, 2.2 節で詳細に定義する.

### 2.1 視点遷移確率

提案モデルでは視点遷移確率を表すために確率変数  $C_t$ ,  $S_t$  を定義する.  $C_t$  は時刻  $t$  に視聴している視点の視点番号を表しており,  $C_t = \{c | c \in \mathbb{Z}, 1 \leq c \leq C_{max}\}$  である.  $C_{max}$  は視点数を表している.  $S_t$  は時刻  $t$  におけるシーンの状態を表す. 提案する視点遷移予測モデルの視点遷移確率を次式のように表す.

$$p(C_t | C_{t-1}, S_{t-1}) = \frac{p(C_t, C_{t-1}, S_{t-1})}{p(C_{t-1}, S_{t-1})} \quad (1)$$

これは時刻  $t-1$  で視点  $C_{t-1}$  を視聴しており, シーンの状態が  $S_{t-1}$  であるときに, 時刻  $t$  で視点  $C_t$  に視点を切り替える確率を表している. なお, 視聴者が視点切り替えをせずに同じ視点を見続けることは多分にあるため, 視聴中の視点の映像には常に高ビットレートを割り当てれば良い. そのため式 (1) では,  $C_t = C_{t-1}$  のときは考慮しない. このとき, 図 2 のように次式を満たす.

$$\sum_{C_t \in \{1, \dots, C_{max}, C_t, C_{t-1}\}} p(C_t | C_{t-1}, S_{t-1}) = 1.0 \quad (2)$$

各時刻の非表示の視点の映像のビットレートを式 (1) により求まる確率分布に応じて割り当てることにより, 伝送効率化を図りながら, 快適な視聴が可能な映像伝送を

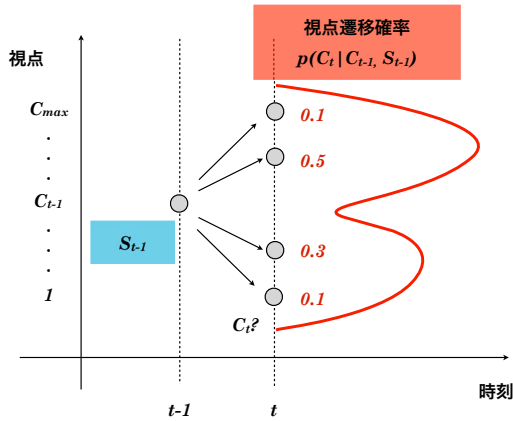


図2 提案モデルの視点遷移確率の例

行う. 式 (1) は事前に取得した視聴履歴の視点切り替えから学習して求めることが可能である.

## 2.2 シーン

前述したように, 特有の視点切り替えパターンを生じるような映像の状況をシーンと定義する. 本稿では, 映像のコンテキストにより映像をシーンに分割する方法と時刻により分割する方法を提案する. 映像のコンテキストとは, 映像から取得できる視対象の情報や状態のことであり, 取得方法により一つの映像に対して様々なコンテキストが存在する. 多視点映像の視聴者は自らの興味に合わせてつても, 映像のコンテキストに注目して視点を切り替える. つまり, 映像のコンテキストによって視聴者の視点切り替えパターンには固有性が生じると考えられる. それゆえ, 多数の視聴者が注目する映像のコンテキストを抽出できれば, そのコンテキストに応じて映像をシーン分割することで, 一般的な視聴者の特徴的な視点切り替えパターンを抽出することができる可能性がある.

これに対して, 時刻により映像をシーン分割する方法では, 映像を一定の時間間隔で分割し, その各区間を独立のシーンとする. そのため, コンテキストによる方法と異なり, 視聴者が注目するコンテキストの抽出が困難である場合でも利用することが可能である. この方法では, 視聴者の特徴的な視点切り替えパターンを生じるコンテキストが複数の要素から複雑に構成されて各時区間に含まれることを想定している. ただし, 時刻によるシーン分割を用いた視点遷移予測モデルはその映像の各時刻の視点切り替えパターンに最適化されるため, たとえ同じ対象を撮影した別の多視点映像に対しても, そのモデルを適用できない可能性があり汎用性が低い. それに対して, コンテキストによりシーン分割するモデルは抽出されるコンテキストが同様の映像に対して汎用性があるため, 同じ種類のコンテンツを撮影した多視点映像間でモデルを共有することが可能である.

コンテキストによるシーン分割と時刻によるシーン分

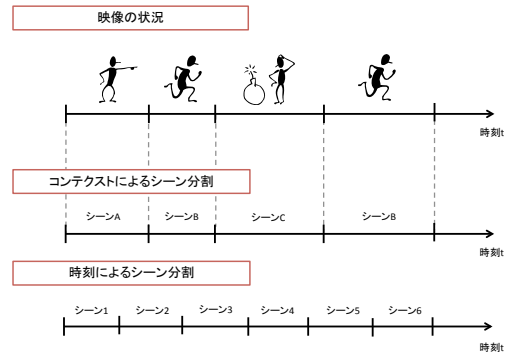


図3 シーン分割の例. コンテキストによるシーン分割では, 映像の状況 (コンテキスト) に応じてシーンを分割する. そのため, 離れた時刻でも映像の状況が同じときは, シーン B のように同じシーンとして扱うことができる. これに対して時刻によるシーン分割では, 映像を一定の時間間隔で分割し, その各区間を独立のシーンとする. そのため, 一つの映像の時間区間に同じシーンが複数回表れることはない.

割の関係の例を図3に示す. 以下では, 提案モデルのうち, 抽出可能なコンテキストのみに着目しシーン分割したものをコンテキストモデル, 時刻を一定間隔で区切ることでシーン分割したものを時刻モデルと呼ぶ.

## 3. 視点遷移予測モデルの評価実験

### 3.1 視聴履歴の取得

提案モデルの有効性を評価するために, 視聴履歴の取得を行なった. 視聴履歴の取得にはサッカーの模擬試合を12台の固定視点カメラで撮影した3分間の多視点映像コンテンツを使用した. カメラは図4に示すように, サッカーフィールドを半円上に囲むように配置した. このサッカーの多視点映像をW-PSVを用いて15分間自由に視聴してもらい, その視聴履歴を取得した. 映像を視聴した被験者は10代, 20代の23名 (男性:15名, 女性:8名) である. 23名の被験者合計で1519回の視点切り替えが発生した.

### 3.2 視点遷移予測モデルの設定

視聴履歴の取得に使用した多視点映像コンテンツに合わせて, 提案した視点遷移予測モデルの設定を行なった. 時刻モデルでは時間の区切り間隔  $T$  (秒) を,  $T = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 15, 30, 60$  と変えて評価した. コンテキストモデルでは, サッカーの試合はコンテキストが種々考えられるが, 本稿ではボールの位置に着目してシーンを定義した. 映像のコンテキストとしてボール位置を用いた理由は, 視聴履歴の取得の際に回答してもらったアンケートより, 大多数の被験者はボールが映っているかどうかを基準に視点を選択したことがわかったからである. ボール位置による具体的なシーン分割は, 分割

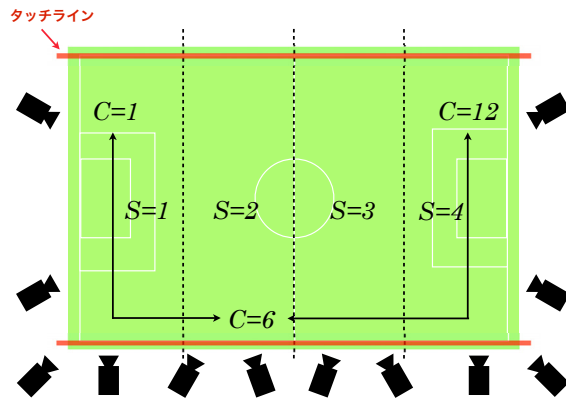


図4 サッカーフィールドに対するカメラ配置とコンテキストモデルにおけるサッカーフィールドの分割例 ( $C$  はカメラ番号,  $S$  はシーン番号を表す. 分割例は  $D = 4$  のとき.)

数  $D$  で両サイドのタッチラインを等分割するようにサッカーフィールドを分割し, 分割されたサッカーフィールドのどの領域中にボールがあるかに応じてシーンの状態を決定するようにした. ボール位置は映像の撮影時にレンジセンサにより同時に取得したデータから得た. 図4は  $D = 4$  のときのサッカーフィールドの分割例を表している. 本研究ではサッカーフィールドの分割数  $D$  を1から15まで変えて評価した.

なお, ある  $(C_{t-1}, S_{t-1})$  の組み合わせにおいて一度も視点切り替えが発生しなかった場合は式(1)の分母が計算できず, 確率を求めることができないので, 各視点に等ビットレートを割り当てることを想定し,  $C_t = C_{t-1}$  の  $p(C_t | C_{t-1}, S_{t-1})$  に一様な確率を割り当てた.

### 3.3 評価方法

提案した視点遷移予測モデルの有効性を, 取得した視聴履歴のうち一人分をテスト事例, 残りを学習事例とする leave-one-out 交差検定 (LOOCV) により確かめた. テスト事例の視聴履歴における各視点切り替えを, 学習事例から学習した視点遷移予測モデルを用いて予測し, その視点遷移確率の値を記録した. この処理を全被験者の視聴履歴がテスト事例となるまで繰り返した. なお, 以下ではテスト事例となる  $n$  番目の被験者の視聴履歴のうち時刻  $t$  におきた視点切り替えを  $(C_{n,t}, C_{n,t-1}, S_{n,t-1})$  と表す. これは  $n$  番目の被験者が, 時刻  $t-1$  のシーン  $S_{t-1}$  で視点  $C_{t-1}$  を選択し, 時刻  $t$  で  $C_t$  に切り替えたことを表している. また,  $n$  番目の被験者以外の視聴履歴から学習される視点遷移予測モデルの視点遷移確率を  $p_{N-n}(C_t | C_{t-1}, S_{t-1})$  と表す. このとき, テスト事例の視聴履歴中のある視点切り替え  $(C_{n,t}, C_{n,t-1}, S_{n,t-1})$  は  $p_{N-n}(C_{n,t} | C_{n,t-1}, S_{n,t-1})$  という確率で予測される.

本稿では, 次式で示すように, テスト事例中のすべての視点切り替えを学習事例の視聴履歴から学習した視点

遷移予測モデルで予測し, その視点遷移確率の平均を予測精度として評価に用いる.

$$\frac{\sum_n \sum_{t, C_t, C_{t-1}} p_{N-n}(C_{n,t} | C_{n,t-1}, S_{n,t-1})}{\sum_n n \text{ 番目の被験者の視聴履歴中の視点切り替え回数}} \quad (3)$$

### 3.4 結果

まず, 時刻モデルの各区切り間隔  $T$  で LOOCV を行った. 図5(a)はそれぞれの区切り間隔  $T$  でシーンを分割したとき, 式(3)で計算した予測精度の値を表したものである. 予測精度は  $T = 6$  のとき最大値をとり, その値は0.461であった.

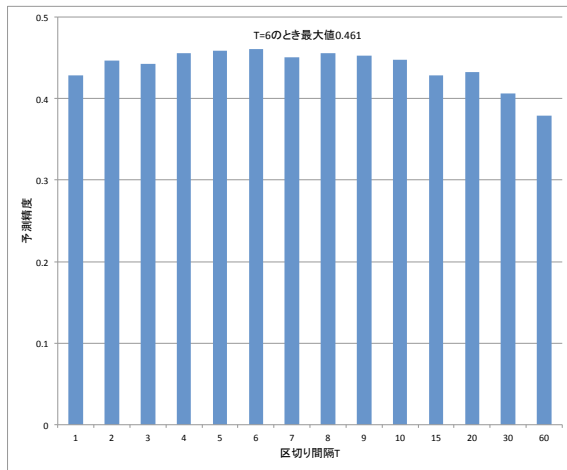
次に, コンテキストモデルの各分割数  $D$  で LOOCV を行った. 図5(b)はそれぞれの分割数  $D$  でシーンを分割したとき, 式(3)で計算した予測精度の値を表したものである. 予測精度は  $D = 11$  のとき最大値をとり, その値は0.420であった.

上述した各モデルの予測精度を図6にまとめた. 提案モデルとの比較のために, 視聴者がある視点を視聴しているときに隣接した視点へ視点を切り替える傾向があるという仮定に基づいた Pan らの視点遷移予測モデル [Pan 11] による結果を図6に近傍遷移モデルとして示した. 具体的に近傍遷移モデルは,  $C_{t-1} = c$  であるときに, 視点遷移確率を  $p(C_t = c-1 | C_{t-1}) = p(C_t = c+1 | C_{t-1}) = 0.5, p(C_t = c-1 | C_{t-1}) = p(C_t = c+1 | C_{t-1}) = 0$  とするモデルである. つまり, シーンを考慮しない. 図6の時刻モデルおよびコンテキストモデルの値はそれぞれ予測精度が最大となったときのものである. なお, 視聴者が無作為的に視点を切り替えると仮定する一様分布確率を用いたモデルでは, 視点遷移確率の平均は視点数が12であるため  $0.091 (= 1/(12-1))$  となる.

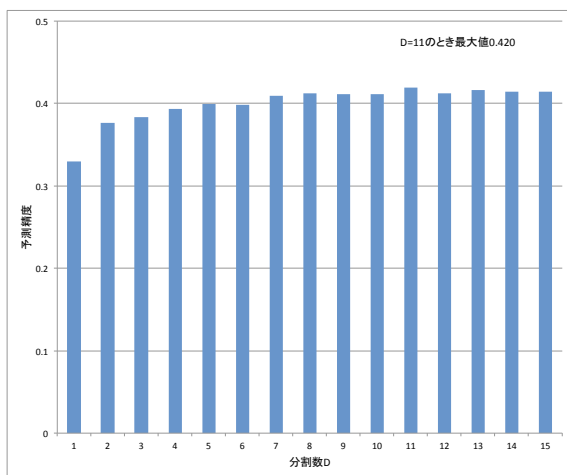
図6より, 近傍遷移を仮定した従来モデルの予測精度が0.334であったのに対して, 提案モデルにおいて時刻モデルでは0.461, コンテキストモデルでは0.420となり, 従来モデルよりも提案モデルの視点遷移予測が有効であることを示せた. また, 提案モデル内では時刻モデルの方がコンテキストモデルよりも高い予測精度を示す結果となった.

### 3.5 考察

視点遷移予測モデルを評価した結果, 提案モデルは近傍遷移モデルよりも高い予測精度を示すことができた. 近傍遷移モデルは, 視聴者がある視点を視聴しているときに隣接した視点へ視点を切り替える傾向があるという仮定に基づいていた. 提案モデルでは, 視聴履歴に実際に視聴者が隣接した視点へ視点を切り替える傾向が含まれるなら, それは視点遷移確率に暗黙のうちに反映される. そのため, 提案モデルは近傍遷移モデルと同等またはそれ以上の予測精度を示すことができるはずである.



(a) 時刻モデルの予測精度



(b) コンテキストモデルの予測精度

図5 (a) 時刻モデルにおける各区切り間隔  $T$  での予測精度．(b) コンテキストモデルにおける各分割数  $D$  での予測精度．ここで予測精度とは式(2)で計算される leave-one-out 交差検定により得られる視点遷移確率の平均である．

結果として、提案モデルは近傍遷移モデルよりも高い予測精度を示すことができたが、これは隣接した視点へ視点を切り替えるというトップダウン的に考えられた視点遷移パターンよりも柔軟に、視聴者の振る舞いを視点遷移確率に反映できたためであると考えられる．

本稿で提案した視点遷移予測モデルは、視聴者が自由に視点選択できるという多視点映像に対して、視聴者個々の見方を区別せずに視聴履歴をまとめて視点遷移確率の学習に用いた．そのため、視聴者の一般的な多視点映像の視聴パターンを視点遷移確率に反映できたが、個々の特徴的な視点遷移パターンに対応できなかった可能性がある．今後、視点遷移予測モデルの個人特化やクラスタリングによる視聴者のグループ化により、さらなる予測精度の向上が期待できる．

一方で、階層型マルチビューストリーミングの帯域割り当て支援を目的とした視点遷移予測モデルは、極めて高い予測精度を目指す必要がない．ある程度予測を分散

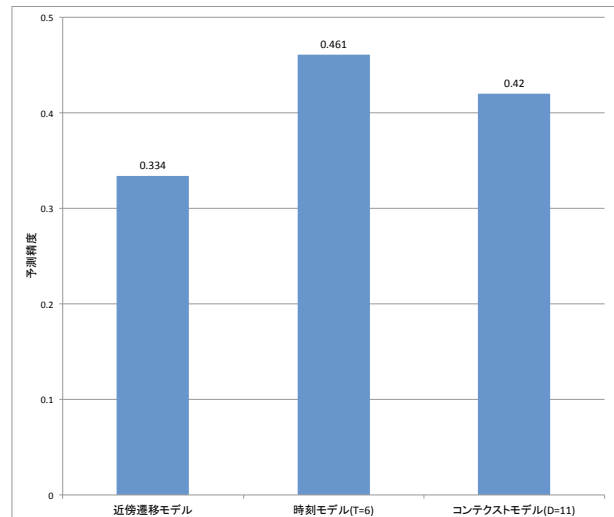


図6 各視点遷移予測モデルの予測精度

させて、複数の非表示視点の映像を中ビットレートで伝送するようにしたほうが視聴者は快適に視聴できる場合もある．これについては、実際に視点遷移予測モデルを用いて帯域割り当てを行い、その帯域割り当てと視聴者の快適性の関係を十分調べる必要がある．

提案モデル内では、コンテキストモデルでは予測精度(視点遷移確率の平均)の最大値が0.420であったのに対して、時刻モデルでは予測精度の最大値が0.461となった．この結果に対して中央値検定をおこなったところ、有意水準1%で有意な差がみられた(コンテキストモデル:中央値0.39,時刻モデル:中央値0.50, $Z=3.23$ )コンテキストモデルでのフィールド分割を、ゴールラインで分割するなど3.2節で述べた方法とは異なる方法も試してみたが、3.2節で述べた方法を用いたモデルよりも精度は高くならなかった．サッカーの試合において、ボール以外にも選手の位置や状態、試合の流れというように、様々なコンテキストとなりうるものが存在している．時刻モデルはコンテキストモデルよりも高い予測精度を示す結果となったが、これはこういった複数のコンテキストをある程度反映できているためであると考えられる．今後、映像中の状況と視点切り替えの関係を詳細に分析して、視点切り替えとの関係がより強いシーン記述を行うことにより、汎用性を持たせたコンテキストモデルを構築して時刻モデルと同等またはそれ以上の精度が得られる可能性がある．

#### 4. おわりに

本論文では、階層型マルチビューストリーミングにおける帯域割り当て支援のために、視聴履歴に基づいた視点遷移予測モデルを提案した．提案モデルは、映像をシーンという単位に分け、シーンの状態を条件とした視点遷移確率を視聴履歴から学習するものである．映像をシー

ンに分割する方法としては、映像のコンテキストに基づいて分割する方法と時刻によって分割する方法を提案した。提案した視点遷移予測モデルをサッカーを撮影した多視点映像の視聴履歴を用いて評価した結果、従来の視点遷移予測モデルよりも高精度な予測が可能であり、視聴履歴を用いた確率モデルが視点遷移予測に有効であることを示せた。これより、提案した視点遷移予測モデルを階層型マルチビューストリーミングでの帯域割り当てに用いることで、従来モデルより効率的で快適な視聴を提供できると考えられる。今後、提案モデルに基づき、実際に W-PSV における階層型マルチビューストリーミングでの帯域割り当てを行い、その効率性や視点切り替えの快適性などを評価する。また、提案モデルはシーンの表し方をコンテンツにあわせて適切に設定することにより、どのような多視点映像にも有効であると考えられる。さらには、今回は固定視点カメラで撮影した多視点映像で評価を行なったが、この視聴履歴を用いるモデルは追跡多視点映像や自由視点映像にも応用可能であろう。今後、別の多視点映像コンテンツを用いて提案モデルの有効性を評価し、シーンに関して新たな知見を得る。

#### 謝 辞

本研究の一部は、総務省の戦略的情報通信研究開発推進制度 (SCOPE) の支援によるものである。

#### ◇ 参 考 文 献 ◇

- [Guo 06] Guo, X., Lu, Y., Wu, F., Gao, W., and Li, S.: Distributed multi-view video coding, in *Electronic Imaging 2006*, pp. 60770T-60770T International Society for Optics and Photonics (2006)
- [Ho 07] Ho, Y.-S. and Oh, K.-J.: Overview of Multi-view Video Coding, in *Systems, Signals and Image Processing, 2007 and 6th EURASIP Conference focused on Speech and Image Processing, Multimedia Communications and Services, 14th International Workshop on*, pp. 5-12 (2007)
- [Kurutepe 07] Kurutepe, E., Civanlar, M., and Tekalp, A.: Client-Driven Selective Streaming of Multiview Video for Interactive 3DTV, *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 17, No. 11, pp. 1558-1565 (2007)
- [Lou 05] Lou, J.-G., Cai, H., and Li, J.: A real-time interactive multi-view video system, in *Proceedings of the 13th annual ACM international conference on Multimedia, MULTIMEDIA '05*, pp. 161-170, New York, NY, USA (2005), ACM
- [Marutani 12] Marutani, T., Mase, K., Fujii, T., and Kawamoto, T.: Multi-view video contents viewing system by synchronized multi-view streaming architecture, in *Proceedings of the 20th ACM international conference on Multimedia, MM '12*, pp. 1277-1278, Nara, Japan (2012)
- [間瀬 12] 間瀬 健二, 藤井 俊彰, 川本 哲也, 丸谷 宜史: 階層的マルチビューストリーミングを用いた多視点映像視聴インタフェースの検討, 電子情報通信学会技術研究報告. IE, 画像工学, Vol. 111, No. 478, pp. 139-144 (2012)
- [Merkle 07] Merkle, P., Smolic, A., Muller, K., and Wiegand, T.: Multi-View Video Plus Depth Representation and Coding, in *Image Processing, 2007. ICIP 2007. IEEE International Conference on*, Vol. 1, pp. 1-201-1-204 (2007)
- [丹羽 11] 丹羽 宏介, 丹羽 彰吾, 川本 哲也, 藤井 俊彰, 丸谷 宜史, 梶田 将司, 間瀬 健二: 多視点映像視聴支援のためのソーシャルな視聴履歴の利用, 情報処理学会研究報告. EC, エンタテインメントコンピューティング, Vol. 2011, No. 1, pp. 1-6 (2011)

[Pan 11] Pan, Z., Ikuta, Y., Bandai, M., and Watanabe, T.: A User Dependent System for Multi-view Video Transmission, in *Advanced Information Networking and Applications (AINA), 2011 IEEE International Conference on*, pp. 732-739 (2011)

〔担当委員: 服部 宏充〕

2013 年 8 月 19 日 受理

#### 著 者 紹 介



朝倉 淳 (学生会員)

2013 年名古屋大学工学部電気電子情報工学科卒業。同年より、同大学院情報科学研究科複雑系科学専攻博士課程 (前期課程) に在学中。



平山 高嗣

2005 年大阪大学大学院基礎工学研究科博士課程修了。同年より京都大学大学院情報科学研究科特任助教。2011 年名古屋大学大学院情報科学研究科特任助教。現在、同助教。博士 (工学)。顔画像認識, 注視行動分析, 人間の内部状態を顕在化する視覚的インタラクションの設計に関わる研究に従事。2009 年第 9 回ヒューマンインタフェース学会論文賞受賞。ACM, 電子情報通信学会, 情報処理学会, ヒューマンインタフェース学会会員。



丸谷 宜史

2002 年京大工学部情報学卒業。2007 年同大学院情報科学研究科博士後期課程指導認定退学。2008 年同大学院法学研究科助手。2010 年名大大学院情報科学研究科研究員。2012 年立命館大学総合科学技術研究機構研究員。2013 年同大 R-GIRO 専門研究員。講義アーカイブやスポーツ多視点映像, 医療現場におけるプロセス記録・分析等, 映像・センサを用いた状況理解・分析に関する研究に従事。博士 (情報学)。電子情報通信学会正員。



加藤 ジェーン (正会員)

1990 年名大大学院工学研究科情報工学専攻博士前期課程修了。1993 年同専攻博士後期課程修了。1993 年富山大学工学部助手。1999 年 Oxford 大学客員研究員。2000 年名大大学院工学研究科助教。2003 年同大学院情報科学研究科助教。2005 年から同研究科准教授。移動体追跡, 行動認識, 人物同定, 映像要約, 機械学習等に関する研究に従事。博士 (工学)。情報処理学会, 電気情報通信学会, 人工知能学会正会員。IEEE Computer Society シニア会員。



間瀬 健二 (正会員)

1979 年名大・工学部・電気卒。1981 年同大学院工学研究科情報工学専攻前期課程修了。同年日本電信電話公社 (現在 NTT) 入社。1988-89 年米国 MIT メディア研究所客員研究員。1995-2002 年 (株) 国際電気通信基礎技術研究所 (ATR) 研究室長。2002 年より名古屋大学教授。現在同大学院情報科学研究科所属。人工知能学会 1999 年度論文賞, 同 2013 年功労賞受賞。電子情報通信学会フェロー。博士 (工学)。