キーフレーム間の双方向物体追跡結果に基づく 仮想カメラワーク映像の生成法

A Method for Generating Video with Virtual Camerawork Using Bi-directional Object Tracking Between Keyframes

学生会員 篠木 雄大[†], 藤吉 弘亘[†]

Yudai Shinoki[†] and Hironobu Fujiyoshi[†]

Abstract Personal video sharing services such as YouTube have become popular because videos can easily be recorded in high-definition (HD) using a personal camcorder. However, it is difficult to broadcast an HD video via the Internet due to the large amount of data involved. We describe a method for generating videos with virtual camerawork based on object tracking technology. Once the user specifies the positions of the region of interest (ROI) on keyframes, our method can be used to generate virtual camerawork between two keyframes in a row based on the results of bi-directional tracking. We evaluated our method with subjective experiments that demonstrate its effectiveness.

キーワード：高解像度映像，キーフレーム，トリミング，双方向追跡，仮想カメラワーク

1. ま え が き

近年，家庭用 HDV カメラの低価格化により，個人で手軽に HD 映像の撮影が可能となっている．これに伴い，個人が撮影した映像をインターネットを介して配信するサービスの利用者が急増している．しかし，撮影した HD 映像を直接インターネットを介して配信することは，高解像度であるため映像サイズ・データ容量の問題があり非常に困難である．この問題の一番容易な解決方法としてダウンサンプリングによる画像圧縮が多く利用されているが，画質を劣化させてしまうため，映像中の被写体を視認できない可能性がある．有効な解決法の一つとして，デジタルカメラワークによるカメラワーク映像の生成が挙げられる．デジタルカメラワークは，入力映像の注目領域（ROI）をフレーム毎にトリミングし映像を生成する手法であるため，画質劣化をすることなく映像サイズ・データ容量を抑えることができる．従来のデジタルカメラワークを用いた自動映像生成の研究では，文献^{1)~4)}が挙げられるが，文献¹⁾²⁾では，パンニング・ズーミング動作の速度曲線は十分な検討がされておらず，文献³⁾では，HD 映像からのカメラワーク映像生成を行っているが，カメラが線形の動き

をするため自然なカメラワーク映像とはならない．自然なカメラワーク映像を実現するため，文献⁴⁾では，放送カメラマンの撮影特徴を基にした仮想カメラワークモデルを適用している．この手法により，自然なカメラワーク映像を生成することが可能であるが，限られた条件下での講義映像を入力とした自動生成法であり，ユーザが家庭用 HDV カメラで撮影した映像（一般映像）には対応することが出来ない．また，一般映像の場合では，様々な条件下で撮影された映像を対象とするため，完全な自動化は困難である．

そこで本論文では，ユーザが指定したキーフレーム内の ROI を基に対象物を追跡し，その追跡結果を基にカメラワーク映像生成を行う手法を提案する．提案手法では，ユーザの入力情報である ROI を基に bi-directional tracking⁵⁾ によるキーフレーム間の双方向物体追跡の結果よりカメラワークを設定するため，従来法では行うことのできなかった各ユーザが望むカメラワーク映像を生成できる半自動システムとなる．また，カメラワーク映像を生成する際，放送カメラマンの撮影特徴を基にした仮想カメラワークモデルを適用させることにより，滑らかで自然なカメラワーク映像を実現することが可能となる．

2. 提 案 手 法

デジタルカメラワークを用いたカメラワーク映像の自動生成には，対象物の追跡手法が不可欠であるが，従来の手法では，時系列上に順方向に対象物の追跡を行った結果のみでカメラワークを施すため，一つの入力映像に対して

2008 年 8 月 4 日受付，2008 年 11 月 11 日再受付，2008 年 11 月 13 日採録

[†] 中部大学 工学部 情報工学科

(〒487-8501 愛知県春日井市松本町 1200, TEL0568-51-1111)

[†] Department of Computer Science, Chubu University

(1200 Matsumoto-cho, Kasugai, Aichi, 487-8501 Japan)

図 1 キーフレームを基にしたカメラワーク映像生成
Generating Video with Camerawork based on Keyframes.

一つのカメラワーク映像しか生成することができず、ユーザー一人一人が望んだ映像を生成することができない。しかし、本手法ではユーザーの入力した複数のキーフレームにおける ROI の位置座標を基に、以下の三つの手法を使い分けることにより、仮想カメラワークを施した映像の自動生成を行うことが可能である。

(1) キーフレームと ROI のみでカメラワークを設定
(2) キーフレームの ROI 内の対象物を一定時間追跡
(3) キーフレーム間の ROI 内の対象物を双方向追跡

(1) の手法では対象物の追跡は行わず、指定されたキーフレームの ROI 同士をつなぎ合わせ生成する。これにより、ユーザーが追跡が必要ないと思う場合のカメラワークを生成することができる。(2) の手法では一つのキーフレーム内に存在する対象物を時系列上で順方向に追跡を行う。キーフレーム同士で対象物が異なる場合この手法を用いてカメラワークを生成する。(3) の手法では二つのキーフレーム内に存在する対象物の情報を基に、キーフレーム間を bi-directional tracking⁵⁾ により被写体である対象物を双方向から追跡する。双方向の物体追跡を行うことにより、重なりや類似物体への誤認識などへの対応が可能となり、長時間にわたるカメラワーク映像の自動生成に利用できる。この手法ではキーフレーム内の対象物が同じである場合に追跡が成功となり、その追跡結果に基づきカメラワークを生成する。

(1) (2) (3) 何れかの手法により得られた結果に対し、パイラテラルフィルタによる変動抑制、零交差法による特徴点抽出、カメラワークモデルを適用することにより、自然なカメラワーク映像を生成することが可能である (図 1)。本論文では、(3) の手法及び有効性について述べる。

3. Bi-directional tracking による対象物の追跡

物体追跡法は既に多くの手法が提案されている。本手法では、対象物の追跡を行う際に発生する突発的な動き、不安定な動き、重なりに頑健に対応できる必要があるため、bi-directional tracking⁵⁾ を用いる。bi-directional tracking は映像中から二つのキーフレームを指定し、それぞれのキーフレーム内に存在する同一の対象物領域を指定する。その後、二つのキーフレーム間の対象物をそれぞれのキーフレームから双方向に追跡を行う。双方向に追跡を行うため、対象物が隠れた場合においてもそれぞれのキーフレームからの追跡結果からその隠れた部分の軌跡を推定することが可能である。

3.1 キーフレームと対象物の指定

Bi-directional tracking では、対象物は矩形領域 $R = \{p, s\hat{w}, s\hat{h}\}$ で表現される。ここで、 p は四角形の中心、 s はスケール、 $\hat{w}, \hat{h}$ はそれぞれ矩形領域の幅と高さを示している。実際に対象物を表現する際には、矩形領域の中心とスケールを用いて $x = \{p, s\}$ と示し、状態空間へと投影する。各対象物の状態 x の表現にはカラーヒストグラムを用い、 $\mathbf{h} = \{h_1, \dots, h_H\}$ で表現され、 H は $8 \times 8 \times 8$ ビンの 512 次元 RGB カラー空間を示している (図 2)。入力映像のシーケンス $Y = \{y_1, \dots, y_T\}$ 中の指定する二つのキーフレームそれぞれにおいて、対象物の状態 $\mathbf{h}(x_0)$, $\mathbf{h}(x_T)$ を作成する。

3.2 フレーム内の対象物の位置の推定

時系列での位置を一度の計算で求めるには計算時間が膨大となるため、はじめに、各フレーム内の 2 次元座標中で対象物の位置の推定を行う。推定にはカラーヒストグラム

の Bhattacharrya 距離によって得られる重みの極値を求めることにより行う。

(1) Bhattacharrya 距離による重みの算出

フレーム内の対象物の位置の推定を行うには、フレーム内にある矩形領域 $\mathbf{h}(x')$ でラスタ走査し、対象物の状態 $\mathbf{h}(x_0)$ との比較を式 (1) を用いて行うことにより、フレーム y_i 内での重み $\psi(y_i|x_i, x_1, x_T)$ を求める。

$$\psi(y_i|x_i, x_1, x_T) \sim \exp(-\min\{B^2[\mathbf{h}(x_i), \mathbf{h}(x_1)], B^2[\mathbf{h}(x_i), \mathbf{h}(x_T)]\}/2\sigma_h^2) \quad (1)$$

ここで、 $B^2[\mathbf{h}(x_i), \mathbf{h}(x_1)]$ は、矩形領域内のヒストグラム同士の Bhattacharrya 距離を表しており、次式により求められる。また、 σ_h^2 は分散パラメータである。

$$B^2[\mathbf{h}(x_0), \mathbf{h}(x_i)] = 1 - \sum_{j=1}^B \sqrt{h_j(x_0)h_j(x_i)} \quad (2)$$

求められた Bhattacharrya 距離による重みを可視化したものを図 3(c) に示す。図 3(c) は図 3(a) で最初と最後のフレームの人の領域を対象物として指定した領域を基にした結果である。この結果より、対象物である人の領域の重みの値が大きいことが確認できる。

(2) Mean-shift 探索による極値の算出

求められた重み $\psi(y'_i|x_i, x_1, x_T)$ は、値が大きいほど対象物との類似度が高く、対象物がその位置に存在する可能性が高い。そのため、フレーム内の重み $\psi(y'_i|x_i, x_1, x_T)$ の極大値を計算することにより、対象物の存在する領域を推定する。極大値を探索する計算には、mean-shift⁶⁾ を用いて行う。mean-shift を用いることにより、効率的に極大値を求めることが可能である。通常 mean-shift で探索を行う場合、探索する領域は注目点を中心とした一定領域しか行わないが、ここでは、物体の重なりなどを考慮する必要があるため、フレーム画像全体を探索し極大値を求める。mean-shift 探索における初期点は格子状に配置をする。求められた極大値 $\psi(y'_i|x_i, x_1, x_T)$ の中で、ある閾値以上（ここでは 0.5）のものを対象物が存在する領域の重み $\psi(y_i|x_i, x_1, x_T)$ とする。mean-shift 探索による結果を図 3(d) に示す。

3.3 時系列での対象物の推定

すべてのフレームに対して重み $\psi(y_i|x_i, x_1, x_T)$ を計算した結果から、その座標を時系列を含む 3 次元空間へと投影する。その際の座標は $\mathbf{m}_n = [p_n, t_n]$ と表現し、 p_n はフレーム内での座標、 t_n は時系列での座標（フレーム番号）

図 2 対象物の状態
Histograms of Object.

を示している。投影した座標をクラスタリングし、得られたクラスタ同士の繋がりから時系列での対象物の推定を行う。

(1) Spectral clustering による分割

投影しただけの対象物の推定領域では、フレーム内に対象物の領域と類似した色情報を持つものが存在する場合、また、重なりにより対象物が隠れてしまう場合、時系列の対象物の軌跡を求める際に複数の物体が存在することになるため、正しく求めることができない。そこで、推定領域を時系列情報を含めたクラスタリングにより、対象物とそれ以外とを分割する必要がある。クラスタリングには spectral clustering⁷⁾ を用いる。spectral clustering は、クラスタリング対象となるある情報をそのまま利用してクラスタリングを行うのではなく、その情報内にある共通の成分を取り出し比較することにより行う。そのため、通常の k-means クラスタリングのような線形的なクラスタリングには不可能な、形状を考慮したクラスタリングが可能である。以下にその手順を示す。

Step1. クラスタリング対象となる座標 $\mathbf{m}_i$ から相関行列 A を次式により求める。

$$A_{ij} = \exp(-\|p_i - p_j\|^2/2\sigma_p^2 - \|t_i - t_j\|^2/2\sigma_t^2) \quad (3)$$

ここで、 σ_p と σ_t はスケールのパラメータである。次に、次式により相関行列 A にアピアランスの情報を含める。

$$A'_{ij} = kA_{ij} + (1 - \alpha) \exp(-B^2[\mathbf{h}(\mathbf{m}_i), \mathbf{h}(\mathbf{m}_j)]/2\sigma_h^2) \quad (4)$$

ここで、 $B^2[\mathbf{h}(\mathbf{m}_i), \mathbf{h}(\mathbf{m}_j)]$ は、クラスタリング対象となる各座標 $\mathbf{m}_i$ の色情報を用いた Bhattacharrya 距離による重みである。また、 k はそれぞれの比率を表す係数である。

Step2. 求められた相関行列 A を用いて、相関行列 $L = D^{-1/2}AD^{-1/2}$ を求める。ここで、 D は $D_{ii} = \sum_{j=1}^N A_{ij}$

図 3 フレーム内の対象物
Object in Input Image.

で求められる対角行列である． $D^{-1/2}$ を両側からかけることにより， A の各要素に対して，その要素がクラスタリング対象となる座標 $\mathbf{m}_i$ 同士の類似性全体の中での割合を求めることができる．

Step3. 次に， L の固有値問題を解き，その固有ベクトルから行列 $E = [e_1, \dots, e_K]$ を求める．各要素の e_k は L の最大固有ベクトルを K 個使用する．この K はクラスタ数として指定する値である．ここで求められる E は各座標 $\mathbf{m}_i$ の類似性から得られる主成分を表しており，成分の大きなものを K 個使用することにより，クラスタリングに必要な成分のみを利用することができる．そして，k-means クラスタリングで E をその要素の行ごとにクラスタリングを行い，その結果を行番号を基に元の空間に反映させることにより，対象となる座標 $\mathbf{m}_i$ が k クラスタに属するかを判定する．

クラスタリングされた結果を図4に示す．通常のk-means クラスタリングでは不可能な形状を考慮したクラスタリングを行えていることが確認できる．また，k-means クラスタリングでは設定する初期シードの位置により，クラスタリング結果が変わるという問題があるが，spectral clusteringでは主成分でのクラスタリングを行うため，初期シードに依存せず，すべて同じ結果が求められる．

(2) Tree-growing algorithm によるクラスタの結合

クラスタリングされた各座標 $\mathbf{m}_i$ のクラスタから対象物が含まれるものを選択し結合する．Bi-directional tracking⁵⁾では，クラスタの分析を行った結果から以下に示すことを定義している．

- (A) クラスタにはキーフレーム内の対象物を含む
- (B) 類似した対象物を含むクラスタは除外する
- (C) 時間軸上で2クラスタ間では重なりは存在しない
- (D) 重なりが存在する間は一定の速度と時間制限がある

これらを定義した上で，文献⁵⁾では tree-growing algorithm を利用し，重なり の推定およびクラスタの結合を行う．まず， T_A, T_B のツリーを用意し，二つのキーフレームの対象物の座標 $\mathbf{m}_i$ を active ノードとしてそれぞれに入れる．また，クラスタを次のノードの候補とする．次に，(B)に従って対象となるクラスタを除外する．その後，(C)と(D)に従って T_A のノード候補か T_B の子ノードを一つ加える．これは Q-best hypothesis で行われる．Q-best hypothesis は $(L_o + \gamma S_o)$ の最小となる値を取ることで求められる．ここで L_o は二つの部分軌跡の間の長さ(pixel)であり， S_o は最大速度(pixel/frame)である．以上の操作を T_B に関しても同様に行う．もし active ノードが見当たらない場合は処理を終了し，まだ存在する場合は(B)に従ってクラスタを除外する部分へ戻る．tree-growing algorithm によるクラスタの結合を行った結果を図5(a)に示す．この結果より，形状を考慮したクラスタリングにより対象物の軌跡である部分と，それ以外の部分が分割されていることが確認できる．

4. 追跡結果に基づくカメラワーク生成

前章でのクラスタの結合により一つに求められたクラスタを対象物の軌跡とし，カメラワーク生成に用いる．カメラワーク生成には得られたクラスタに対して，フィルタリング処理を行い，カメラワークに適した軌跡へと補正を行う．

4.1 対象物の軌跡の生成

クラスタに存在する座標 $\mathbf{m}_i$ が同一フレーム内に複数ある場合は，その座標間で重心を求めフレーム内での対象物の座標を一つにまとめる．また，フレーム内に対象物の座標が存在しない場合は，前後の座標 $\mathbf{m}_{i-t}$ ， $\mathbf{m}_{i+t}$ を基にした線形補間により座標を生成する．これにより生成される軌跡はこのままの状態では激しく変動している．このため，本手法ではバイラテラルフィルタを用いて急激な変化を残しつつ，微細な変動を抑制し軌跡の補正を行う．バイラテラルフィルタによる変動抑制の結果を図5(b)に示す．

4.2 カメラワークモデルの適用

バイラテラルフィルタを適用した座標に対して，一定間隔の各座標間で2次微分を行い，加速度を求める．零交差法により加速度が正から負，もしくは負から正へ切り替わる零点での座標を特徴点とし，この特徴点をカメラワークタイミングとする．本手法では，文献4)で用いられている仮想カメラワークモデルを適用することにより，カメラワークを生成する．この仮想カメラワークモデルは文献⁸⁾に報告されている以下に示す放送カメラマンの撮影特徴を解析した結果を基にしている．

- パンニング速度曲線は非対称型で，減速時間が加速時

図4 supectral clustering による結果
Result of Spectral Clustering.

(a) 結合した軌跡

(b) 変動抑制の結果

図 5 バイラテラルフィルタによる変動抑制
Noise Reduction with Birateral-filtering.

間に比べて 6 割程度長い。

● 加速時の最大パンニング加速度は、カメラの動きが最大速度に到達する直前に生じ、減速時には、最大速度から減速に入った直後に見られる。

この特徴から直接モデル化をすると複雑な 3 次関数になってしまうため、本手法では等加速度の 2 次関数の近似モデルを使用している。仮想カメラワークモデルを利用することにより、より自然なカメラワーク映像を生成することが可能である。以下にその手順を示す。

Step1. パンニング区間の開始位置を t_f と終了位置を t_e としたとき、減速時間が加速時間に比べて 6 割程度長い特徴に従い、加速終了位置 t_c を決定し、その座標値 $\hat{\mathbf{m}}_c$ を求める。

図 6 仮想パンニングモデル
Virtual Panning Model.

図 7 仮想カメラワーク適用後の軌跡
Trajectory with Virtual Camerawork.

$$t_c = 0.6t_f + 0.4t_e \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{m}}_c = 0.6\hat{\mathbf{m}}_f + 0.4\hat{\mathbf{m}}_e \quad (6)$$

Step2. パンニングの加速度 α は加速区間 ($t_f < t \leq t_c$) と減速区間 ($t_c < t \leq t_e$) に応じて以下の式により計算する。

$$\alpha = \begin{cases} \frac{2 \cdot (\hat{\mathbf{m}}_c - \hat{\mathbf{m}}_f)}{(t_c - t_f)^2} & , t_f < t \leq t_c \\ \frac{2 \cdot (\hat{\mathbf{m}}_e - \hat{\mathbf{m}}_c)}{(t_e - t_c)^2} & , t_c < t \leq t_e \end{cases} \quad (7)$$

Step3. 高解像度映像からのトリミング位置 $\mathbf{m}'_i$ を、step2 で求めた加速度から計算し、仮想パンニングを実現する。

$$\mathbf{m}'_i = \begin{cases} \frac{1}{2}\alpha \cdot (t - t_f)^2 + \hat{\mathbf{m}}_f & , ns < n \leq n_t \\ \frac{1}{2}\alpha \cdot (t_e - t)^2 - \frac{1}{2}\alpha \cdot (t_e - t)^2 + \hat{\mathbf{m}}_e & , t_c < t \leq t_e \end{cases} \quad (8)$$

図 6 に仮想パンニングモデル、図 7 に仮想カメラワーク適用後の軌跡を示す。

5. 実験

本手法の有効性を確認するために、生成したカメラワーク映像の評価を行う。

5.1 実験環境

図 8 に示す入力映像に対してキーフレームと ROI を指定した後、追跡結果をそのまま用いた補正なしのカメラワーク、追跡結果に Zhang 等による手法の線形カメラワーク⁹⁾、追跡結果に仮想カメラワークモデルを利用したカメラワークを用いて映像を生成する。また、追跡結果を用いず、2 つの ROI を繋ぎ合わせたのみのカメラワーク映像、約 50 フレーム毎に ROI を指定し、手動で繋ぎ合わせたカメラワーク映像も生成し、それらの比較評価を行う。追跡結果に仮想カメラワークを利用したカメラワーク映像の例を図 8 に示す。

5.2 評価

5.1 節の実験環境に基づき生成したカメラワーク映像 (約 10~20 秒) を、順不同で被験者 (学生 20 人) に提示した。各手法の映像の視聴後に、以下に示す項目に対してのアンケート評価を行った。被験者は各映像生成手法についての事前の予備知識はない。

Q1. カメラワークは自然だった?

図 8 追跡結果に仮想カメラワークを利用した映像 (上：入力映像，下：出力映像)
Results of Our Method.

Q2. 全体的に映像は見やすかった？

評価の尺度の選択肢とスケールは、(とても良い:2, 良い:1, どちらでもない:0, 悪い:-1, とても悪い:-2) の5段階で評価を行った。各手法の平均値を図9に示す。二つのROIの繋ぎ合わせのみのカメラワークでは、質問1, 2共にマイナスの評価となっている。これは対象物がカメラワーク映像から外れてしまうためと考えられる。これに対し、追跡結果にカメラワークモデルを利用した手法では、質問1, 2共にプラスの評価を得られ、対象物の追跡結果からカメラワークを生成することにより、見やすい映像を生成でき、ユーザが撮影した一般的な映像に対するカメラワークモデル適用の有効性を確認した。

また、図9(a)に示すように、移動カメラでは追跡結果とカメラワークモデルを用いた両手法の間に大きな差は見られなかった。これは、カメラワークを施す際の座標の与え方が理由と考えられる。本手法では、特徴点間のカメラワー

クの座標を求める際に、x座標、y座標別々に行っているため、カメラワークモデルの適用を行うことにより加速度の面では実際のカメラワークに近づくが、特徴点間の動きは直線的な動きとなっている。この時、入力となる映像に施されている元々のカメラワークが影響し、カメラワークが施されている映像からのトリミングを行う際に、両手法共に同じような動きとなってしまうと考えられる。一方、図9(b)に示すように、固定カメラでの入力映像ではこの影響が少ないため、提案手法である仮想カメラワークを用いた手法が、両質問共に高い値を得た。これにより、仮想カメラワークモデルの有効性を確認した。

追跡結果にカメラワークモデルを当てはめるカメラワーク映像は、手動のカメラワーク映像と同等の結果を得た。よって、カメラワークを施すフレームのROIをユーザがすべて指定することなく、適した仮想カメラワーク映像を自動生成することができることを確認した。これにより、ユー

図 9 評価実験結果
Results of Subjective Evaluation.

ザが映像編集を行う際に大幅な効率化が期待できる。

また、追跡結果のみのカメラワークでは、質問 1, 2 共にマイナスの評価となり、追跡結果をカメラワークへ直接利用することは難しいという事を確認した。しかし、実際に生成したカメラワーク映像は手ぶれのような動きをとり、評価の中には、実際に撮影している感じが出ているという意見も得られた。

6. む す び

本論文では、ユーザが指定するキーフレーム内の対象物を基に、双方向の対象物追跡に基づくカメラワーク映像を自動的に生成する手法を提案した。その際、仮想カメラワークモデルを適用することにより、線形なカメラワークにはない自然なカメラワークを実現し、評価実験よりその有効性を確認した。今後は、ズームを含めた仮想カメラワーク映像の生成を検討する予定である。

〔文 献〕

- 1) 大西 正輝, 泉 正夫, 福永 邦雄, “デジタルカメラワークを用いた自動映像生成”, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU' 2000) 講演論文集 I, pp. 331-336(2000)
- 2) 大西 正輝, 村上 昌史, 福永 邦雄, “状況理解と映像評価に基づく講義の知的自動撮影”, 信学論, **D-II-J85**, 4, pp.594-603(Nov.2002)
- 3) 熊野 雅仁, 有木 康雄, 塚田清志, “ボールと選手に着目したデジタルカメラワークの実現法-デジタルシューティングによるサッカー解説映像生成システムに向けて-”, 映情誌, **59**, 2, pp.271-278(2005)
- 4) 篠木 雄大, 藤吉弘巨, “高解像度映像からの視聴者の注目点を考慮した講義映像の自動生成”, 映情誌, **62**, 2, pp.240-246(2008)
- 5) Jian Sun, Weiwei Zhang, Xiaou Tang, Heung-Yeung Shun, “Bi-

directional Tracking using Trajectory Segment Analysis”, IEEE ICCV 2005, 1, pp.717-724(Oct.2005)

- 6) D.Comanicu, V.Ramesh, P.Meer, “Real-time tracking of nonrigid objects using mean shift”, CVPR 2000.
- 7) Andrew Y.Ng, Michael I.Jordan, Yair Weiss, “On Spectral Clustering: Analysis and an algorithm”, NIPS 2004.
- 8) 加藤大一郎, 山田光穂, 阿部一雄, “スタジオ番組における放送カメラマンのカメラワークと視線の動きの分析”, テレビ誌, **49**, 8, pp.1023-1031(1995)
- 9) C. Zhang, Y. Rui, L. He and M. Wallick, “Hybrid Speaker Tracking in an Automated Lecture Room”, Proc. of IEEE ICME 2005(Jul.2005)

しの き ゆうだい
篠木 雄大 2007 年, 中部大学工学部情報工学科卒業。同年, 同大学院工学研究科情報工学専攻進学, 現在に至る。音楽と心理の関係性, 自動カメラワーク生成, 動画処理の研究に従事。学生会員。

ふじよし ひろのぶ
藤吉 弘巨 1992 年, 中部大学工学部電子工学科卒業。1997 年, 同大学院博士後期課程修了。1997~2000 年, 米 CMU ロボット工学研究所 Postdoctoral Fellow。2000 年, 中部大学講師。2003 年, 同大准教授。2005 年, 米 CMU ロボット工学研究所客員研究員。工博。