

対称性制約を用いた多視点映像からの 3 次元顔形状復元と視線推定

黒田 真央[†] 延原 章平[†] 松山 隆司[†]

[†] 京都大学大学院情報学研究科

〒 606-8501 京都市左京区吉田本町

E-mail: †{kuroda,nob,tm}@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp

あらまし 本論文は多視点映像を用いて非接触・非拘束な状態で人物の視線方向を推定することを目的とする。提案手法の特徴は、多視点映像から仮想的に超解像正面顔画像を生成し、これを用いて視線方向を推定する点と、仮想正面顔画像生成の際の超解像処理をより有効に働かせるために「対象形状の対称性制約」を事前知識として用いた高精度な 3 次元顔形状復元を行う点にある。また評価実験を通じて対称性制約によって形状復元の精度が向上すること、また超解像処理によって視線方向推定の頑健性が向上することを定量的に示す。

キーワード 3 次元形状復元, 視線推定, 多視点映像, 対称性制約, 超解像

1. はじめに

本論文では、多視点映像から対象人物の視線を非接触・非拘束な状態で推定することを目的とする。一般に映像を用いた視線推定にはいわゆる「顔カメラによって取得された正面顔画像」を用いた手法が広く用いられ [1] [2] [3] [4] [5], 固定カメラを用いた場合は撮影可能範囲が狭く、また頭部にカメラを装着させた場合は対象の本来の動きを妨げるという問題があった。これに対して藤本ら [6] は、対象を取り囲むように配置された多視点カメラ群から得られる多視点映像を入力とし、これから仮想的に正面顔画像を生成することでこの問題の解決を図っていたが、離れた地点から撮影された多視点映像の解像度が低かったために仮想正面顔画像の解像度も低く、そのため視線検出が頑健とは言い難かった。

そこで本研究では、多視点映像からより高精度・高解像度の仮想正面顔画像を生成することを目的として、(1) 超解像処理による仮想正面顔画像の生成と、(2) 対称性制約を導入した高精度 3 次元顔形状復元アルゴリズムを提案する。まず前者は、従来手法が多視点映像からの正面顔画像生成をいわゆる CG としての 3 次元形状へのテクスチャマッピングと仮想視点からのレンダリングとして捉えていたのに対して、多視点映像が対象表面テクスチャを空間的に相補的な位置でサンプリングしたものであると見なすことで超解像処理が行えるという考え方である。次に後者は、多視点カメラから撮影される解像度の範囲では、眼球運動による視線方向の変化はテクスチャの変化としてのみ計測され、顔形状そのものは左右対称と近似することができるというモデル化を意味しており、顔形状が取り得る形に制限を加えることによって頑健な形状復元が行われることを期待している。

以下まず第 2 節で関連研究に対する本研究の位置づけを述べ、第 3 節で提案手法のアルゴリズムについて説明

する。第 4 節で定量的な評価実験を行い、第 5 節で結論を述べる。

2. 関連研究

2.1 多視点映像からの 3 次元形状復元

多視点映像からの 3 次元形状復元は様々な観点から分類することが可能であるが、特に本研究との関わりの上で重要な点は形状の表現方法であり、これまで 3 次元形状の表現には (1) ボクセル集合 [7] [8], (2) パッチ集合 [9], (3) メッシュモデル [10] [11] などが広く提案されてきた。この中でボクセル集合やパッチ集合を用いた場合は対象形状の連続性、滑らかさといった形状に関する制約を表現することが難しいが、一方で対象形状のトポロジに関する制約が無いという特徴がある。これに対してメッシュモデルでは対象形状に関する制約を表現することが容易になる一方で、メッシュ変形中にトポロジの変更を行うことは容易ではなく、一般的には真の対象形状と同一のトポロジを持った初期形状を入力することが求められる。

このような観点から考えると、本研究で取り組む対称性制約を用いた顔の 3 次元形状復元においては、顔形状のトポロジが既知であること、対称性制約を導入しやすいこと、などの点からメッシュ表現が適していると考えられる。以上の考察から本研究ではメッシュ表現を用いることとする。またメッシュモデルを用いた従来研究との違いは対称性制約という形状全体に係わる大局的な制約を導入することで形状復元精度の向上を図る点である。

2.2 多視点映像からの 3 次元顔領域および視線推定

文献 [6] は、各撮影画像から顔を探し、検出された顔を撮影したカメラと人物の位置関係を評価し、人物の 3 次元形状に投票することで顔の位置を決定する方法を提

案した。この手法のポイントは、対象顔を撮影するための特別なカメラを用いることなく、多視点画像のみから顔領域を求めている点である。本研究においても、人物の全身を3次元ビデオとして保存したいので、顔を大きく撮影することは難しい。そのため、低解像画像を利用して3次元顔領域を検出することができるこの手法を採用する。

また同時に文献[6]では、3次元顔領域から仮想正面顔画像を生成し、これを用いて視線方向を推定する方法を提案した。この手法のポイントは、正面顔を常に撮影する仮想カメラを用意することによって、自由な状態で運動している対象人物の視線を非接触、非拘束に推定することができる点である。

本研究ではこの考え方を発展させ、仮想カメラで撮影された正面顔画像を作る際に、多視点画像を用いた超解像処理[12]を行う。これは次のような考察に基づく。

もともと多視点映像から推定された対象3次元形状と、多視点映像を入力として、新たな視点（本研究の場合は仮想正面顔カメラ）から見た映像を生成する方法には、いわゆるCGにおけるテクスチャマッピングとレンダリングとして捉える考え方に沿った、floating texture mapping[13]やharmonized texture mapping[14]といった手法が提案されてきた。しかしこれらはいずれも解像度という観点では、元の多視点映像の解像度以上の仮想視点映像を出力することはできなかった。

これに対して本研究では多視点画像が対象表面テクスチャを空間的に相補的な位置でサンプリングしたものであると見なすことで超解像処理が行えるという考え方を採用する。このような考え方には多視点画像上で超解像処理を行うもの[12]と3次元表面形状上で行うもの[15]が存在するが、我々の目的は仮想正面顔カメラ画像を得ることであるため前者のアプローチを採る。これによって仮想正面顔の解像度が高くなり、対象人物の虹彩を検出する精度が高くなると考えることができる。

以上のように、形状復元としては「対称性制約」の点で、視線推定としては「超解像」の点に本論文の新規性があり、これらによって形状復元、視線推定双方の精度向上を図る。

3. 提案手法

提案手法の流れを図1に示す。この中でStep I, II, III, VIIIに関しては文献[6]の手法を、Step VIIに関しては文献[12]の手法を採用する。そのため本節では、Step IVからVIまでの「対称性制約」が導入された3次元形状復元のアルゴリズムを中心に述べる。

なお提案アルゴリズムでは、入力として、人物を撮影した多視点撮影画像、及びキャリブレーションデータが与えられているものとし、出力として、人物の顔の3次元形状を得る。また、各視点のカメラ画像はいずれもレンズ歪みが補正された理想画像とする。またStep Iに

Algorithm

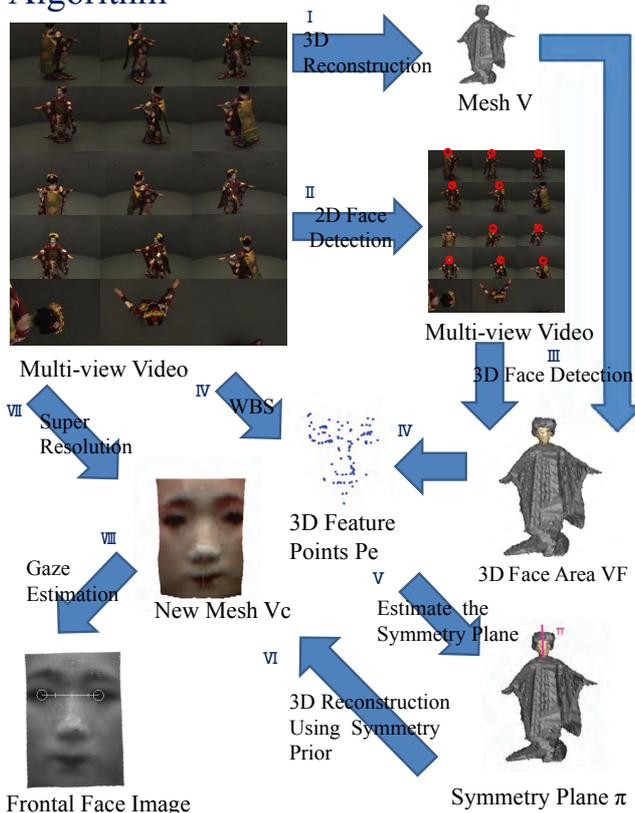


図1 全体のアルゴリズム

おいては、文献[11]の手法によって、人物の初期3次元形状が3角形メッシュモデル $M = \{V, E\}$ として求まっているものとする。ここで V はメッシュを構成する頂点の集合、 E は頂点間を結ぶ枝の集合である。またStep IIIにおいては、3次元顔領域 S_f が求まったものとする。 S_f は頂点集合 $V_f \subset V$ とそれを結ぶ $E_f \subset E$ で構成されているとする。

3.1 対称面の推定法

先に述べたように本論文では顔形状に対して

多視点カメラから撮影される解像度の範囲では、眼球運動による視線方向の変化はテクスチャの変化としてのみ計測され、顔形状そのものは左右対称と近似することができる

というモデル化を導入する。ここではこのモデルに沿った顔形状を復元するにあたり、まず顔の対称面を推定する方法について説明する。これはまず多視点画像から対象の顔形状の一部として存在するような3次元点の集合 P_e を wide-baseline stereo で求め (図1のStep IV)、この点群を以下に述べる制約に沿って2つにわけるとして得るものとする。

3.1.1 顔表面上3次元点の抽出

ここではまず多視点画像から対象の顔形状の一部であるような3次元点の集合 P_e を以下のようにして求める。

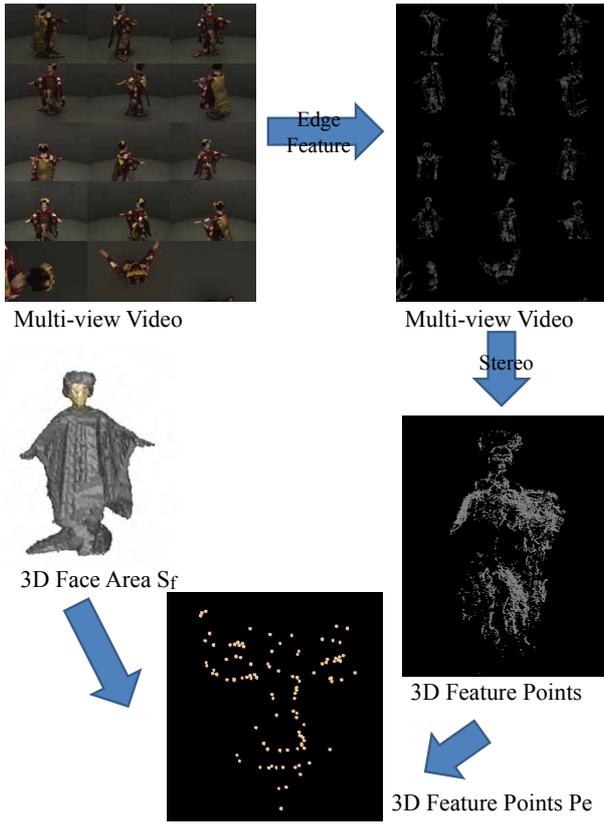


図2 顔表面上3次元点集合 P_e

まず文献[16]の方法によって真の対象3次元表面上に存在すると見なせる3次元点集合を得る(図2右下). すなわち, 多視点カメラ群からステレオペアとして2つ, c_a および c_b を選び, 以下のようにして信頼性の高い点についてのみ形状復元を行う.

- (1) c_a, c_b の対象領域内部でエピポーラ線と直交するエッジ成分を検出する. 得られたエッジ点をそれぞれ $e_a \in E_a, e_b \in E_b$ とし, また c_a 中のエッジ点 e_a に対して c_b の対応するエピポーラ線上の点の集合 $E_b^{e_a}$ が決まるものとする.
- (2) 各 $e_a \in E_a$ について, $E_b^{e_a}$ の各要素が対応点であると仮定してテクスチャの一致度を計算する. もっとも一致度の高い組み合わせとなった点 $\hat{e}_b^{e_a}$ と, 2番目に高い組み合わせを比較したとき, (1) 1番目と2番目の一致度の比が十分大きく, かつ(2) 逆に $\hat{e}_b^{e_a}$ からエピポーラ線上の候補点 $E_a^{\hat{e}_b^{e_a}}$ について考えたとき, 再び e_a が(1)の条件を満たすとき, e_a と $\hat{e}_b^{e_a}$ が一意に対応する点であると見なす.
- (3) e_a と $\hat{e}_b^{e_a}$ から三角測量によって点 p を計算し, これを点集合 P_e に加える.

これを全てのステレオペアについて繰り返した後, P_e から S_f の範囲外である要素を取り除くことで, 最終的に対象の顔表面上に存在する点の集合 P_e が得られる(図

2).

こうして対象の3次元顔形状の一部を構成するような点の集合 P_e を得たとしたとき, 本論文では次節のようにして対称面を推定する.

3.1.2 顔表面上3次元点集合を利用した対称面の推定

顔表面上の3次元点集合 P_e を入力とし, 出力として対称面 π を得るアルゴリズム(図1のStep V)を以下に示す. なお P_e は $p_i (i = 1, \dots, N)$ からなる N 点の集合とする.

StepV-1 RANSACの考え方に基づいてランダムに2点 $p_i, p_j (i \neq j) \in P_e$ を選ぶ.

StepV-1-1 p_i, p_j が面対称な位置にくる垂直二等分面として仮説対称面 π_{ij} を計算する.

StepV-1-2 残りの $N-2$ 点を π_{ij} に対して対称移動させ, $N-2$ 点それぞれについて $p_i (i = 1, \dots, N) \in P_e$ のうち最も近い位置にある点 $p_k \in P_e$ を求める. そして, それら2点間の平均距離 d を求める.

StepV-2 $\min_{i,j} |d|$ を満たすような2点を作る対称面 π_{ij} を対称面 π として採用する.

3.2 対称性制約を用いた3次元形状復元

3.2.1 既知の対称面を利用した3次元形状復元

3.1節で求めた対称面 π を用いて, 図3のような対称性制約を導入した3次元形状復元を行う(図1のStep VI). このとき入力は多視点画像, 対称面 π と3次元顔領域 S_f であり, 出力は3次元顔メッシュモデル $M_c = \{V_c, E_c\}$ である.

StepVI-A-1 yz 平面が π となるようなローカル座標系 O_{xyz} を作る. ローカル座標系 O_{xyz} の原点は, 3.1節で求めた対称面を作る2つの点の中点である.

StepVI-A-2 xz 平面を間隔 γ で等間隔にサンプリングした点のうち, S_f を xz 平面に投影した範囲に含まれている点の集合を新たな3次元メッシュモデル M_c を構成する頂点の集合 V_c とする.

StepVI-A-3 $v \in V_c$ のローカル座標系 O_{xyz} での y 座標の値を求める.

このとき仮定として,

- $y = f(x, z) = f(-x, z)$
- $0 \leq y \leq \alpha$
- y 座標の値は等間隔 β ごとの離散値

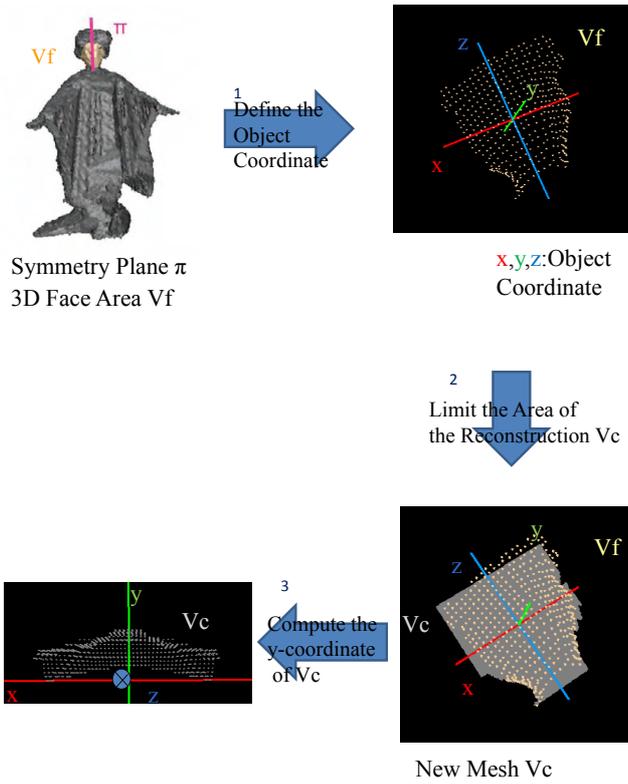


図3 対称性を利用した形状復元アルゴリズム

が成り立っているとする。このうち第1式が対称性制約であり、したがって、 $v \in V_c(x \geq 0)$ のローカル座標系 O_{xyz} での y 座標の値を求める際、 $x \geq 0$ について

$$\min \leftarrow E(Y) = \sum_{v \in V_c(x \geq 0)} g_v(Y_v) + \sum_{(u,v) \in V_e} h_{uv}(Y_u, Y_v) \quad (1)$$

を満たすような最適化を belief-propagation によって行うことによって形状を推定する。ただし $Y_v = \{\beta, 2\beta, \dots, \alpha\}$ とし、

$$h_{uv}(Y_u, Y_v) = \kappa |Y_u - Y_v| \quad (2)$$

とする。この項は隣接する頂点間の距離がなるべく近くなることを要求する項であり、重み係数 κ と隣接する頂点間の y 座標値の差によって対象顔形状の滑らかさを表現している。また

$$g_v(Y_v) = \lambda \{ph(x, Y_v, z) + ph(-x, Y_v, z)\} \quad (3)$$

と定義する。これは点 (x, Y_v, z) と、対称面を挟んだ $(-x, Y_v, z)$ についても同じ Y_v を仮定してテクスチャの不一致度 (photo-inconsistency) を計算する項であり、仮定した Y_v が対象の真の表面に近いときに小さな値をとる。そのため $ph(x, y, z)$ は次のように Zero-mean Normalized Cross Correlation として定義する。これは ZNCC が wide-baseline 環境における反射特性の変化に

頑健であると期待できるためである。ただし ZNCC はテクスチャ一致度が高いときに 1, 低いときに -1 となるため、符号を反転させて一致度が大きいときに小さな値をとるようにし、

$$ph(x, y, z) = - \frac{\sum_{i=1}^N \{(I_i - \bar{I}_e) \cdot (I'_i - \bar{I}'_{e'_j})\}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (I_i - \bar{I}_e)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (I'_i - \bar{I}'_{e'_j})^2}} \quad (4)$$

とする。ここでカメラ c, c' は点 (x, y, z) の座標と法線ベクトル n を用いて、

- 点 (x, y, z) が観測可能である (視野内に入っており、かつ自己遮蔽が無い)
 - 法線方向 n とカメラの視線方向の内積が小さい (カメラと点 (x, y, z) が正対している)
- ようなカメラとして選択される。また I_i, I'_i は ZNCC を計算する範囲内の e, e'_j での i 番目のピクセルの値を表しており、 $\bar{I}_e, \bar{I}'_{e'_j}$ は $\bar{I}_e = \frac{\sum_{i=1}^N I_i}{N}$, $\bar{I}'_{e'_j} = \frac{\sum_{i=1}^N I'_i}{N}$ として与えられる平均値とする。またこの ZNCC を計算する範囲は、点 (x, y, z) に法線 n の微小面が存在すると仮定し、この微小面を e, e'_j に投影して得られる領域を用いる。

3.2.2 対称面と3次元形状の同時推定

3.2.1 節では、対称面が与えられているとして、対称性を利用した形状復元を行った。一方、本節では対称面を推定しながら対称性を利用した形状復元を行う。これは「仮説対称面の良さ」を形状復元の良さによって評価し、最も評価の良かった仮説対称面と、そのときの形状復元結果をもって出力とする。以下に詳細を述べる。

StepVI-B-1 P_e から RANSAC の考え方に基づいてランダムに2点 $p_i, p_j (i \neq j) \in P_e$ を選ぶ。

StepVI-B-1-1 p_i, p_j が面對称に位置するような垂直二等分面 π_{ij} を求め、これを仮説対称面とする。

StepVI-B-1-2 3.2.1 節の手法によって3次元形状復元を行う。

StepVI-B-1-3 求められた3次元形状の各頂点 $v \in V_c$ について、

$$P_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{v \in V_c} ph(x, y, z) \quad (5)$$

を求める。このとき、 n は、 V_c に含まれている点の数であり、この式は得られた3次元形状の平均 photo-inconsistency を計算している。

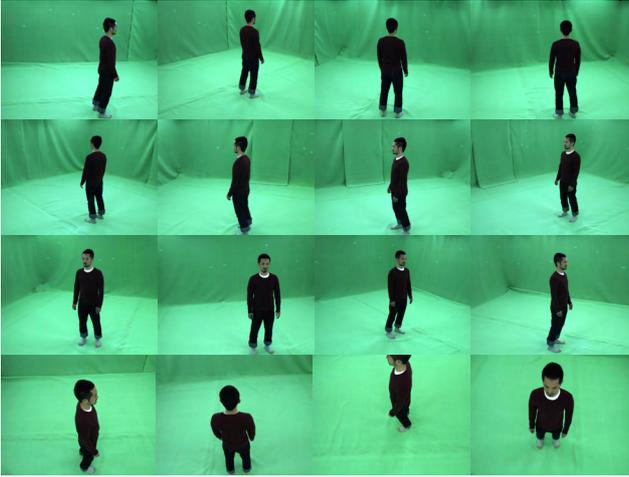


図4 多視点入力画像の例

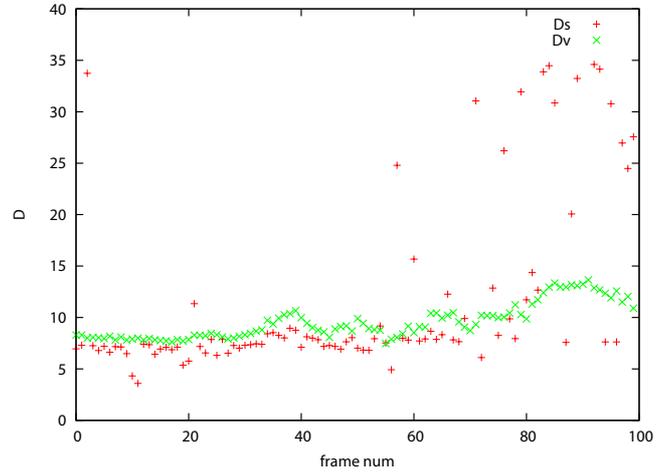


図6 相違度 D

の例を示す. この2つの画像を比較すると超解像処理によって元の撮影解像度以上の解像感を持った正面顔画像が生成されていることが定性的に確認できる.

4.1.3 Leave-one-out による定量評価

ここでは leave-one-out の考え方による定量評価を行った. まず入力カメラ群のうち1台 (c_f とする) を評価用とする. そして残る15台のカメラ画像を用いて推定した3次元形状にテクスチャマッピングを行い, これを c_f 視点でレンダリングする. こうして得られた画像を I_{fl} とする. このとき推定した3次元形状が正しければ, c_f のもとの撮影画像 I_f と, I_{fl} を用いずに生成された画像 I_{fl} の差は小さく, 逆に3次元形状に誤りが大きい場合は, この差が大きくなるはずである.

今回はこの I_f と I'_{fl} の相違度を

$$D = \frac{1}{3n_p} \sum_y \sum_x \sum_{c \in \{R,G,B\}} \|I_{fl}^{x,y,c} - I_f^{x,y,c}\| \quad (6)$$

と定義した. このとき, $I^{x,y,c}$ は画像 I 上の点 (x,y) の輝度値 c を表し, n_p は比較する画素の総数, つまり顔領域として投影された画素数を表す. 比較のために, 初期3次元形状に存在する3次元顔領域についても同様に出力画像を生成し, I_f との相違度を求める.

4.1.4 既知の対称面を利用した場合による結果

3.2.1 節で述べた方法を用いた結果を図6に示す. 今回は, $\alpha = 128mm$, $\beta = 1mm$, $\gamma = 0.25mm$, $\lambda = 1.0$, $\kappa = 1.0$, $m = 2$ とした. ただし, 提案手法によって作られた出力画像 I'_{fl} と撮影画像 I_f の相違度が $D_s = |I'_{fl} - I_f|$, 初期形状によって作られた出力画像 I'_f と撮影画像 I_f の相違度が $D_v = |I'_f - I_f|$ である.

4.1.5 考察

図6から, ほとんどのフレームについて相違度が小さくなっていることが確認できる. しかし, 後半のフレームでは非常に大きな相違度をとっていることが確認できる. この理由は対称面を求める際に用いる顔表面上の3次元点が少なかったため正しく対称面を求めることがで



(a) 撮影画像

(b) 超解像仮想正面顔画像

図5 仮想正面顔

StepVI-B-2 平均 photo-inconsistency が最も低くなる, つまり $\min_{i,j} P_{ij}$ となるときの π_{ij} と M_c を出力とする.

3.3 仮想正面顔画像の生成と視線推定

ここまでで得られた対象の3次元顔形状を用いて, 先に述べたように, 仮想正面顔画像の生成と視線推定を文献[6]の手法で行う. ただし仮想正面顔画像の生成に際しては, 文献[12]による超解像処理を行う.

4. 評価実験

4.1 対称性を用いた形状復元

まず対称性を用いた形状復元を行うことによって, 求められる3次元形状の精度がどのように変化したか評価する.

4.1.1 実験環境

実験には解像度 UXGA, フレームレート 25fps, シャッター速度 1ms のカメラ 16 台を用いて人物を撮影した撮影画像を使用した (図4).

4.1.2 定性評価

図5に本手法で得られた超解像仮想正面顔と撮影画像

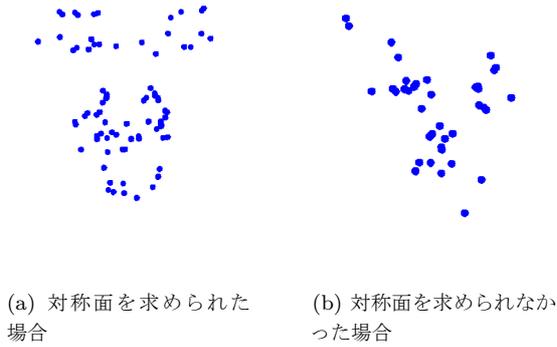


図7 顔表面3次元点の例

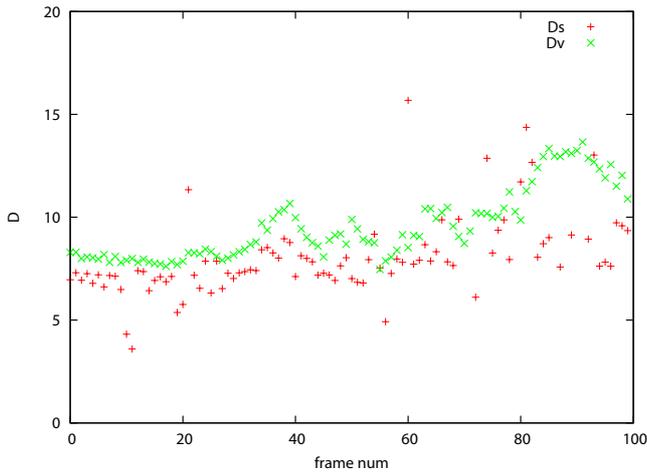


図8 相違度 D

きなかったためである。対称面が求められた場合とそうでない場合の3次元点の例を図7に示す。したがって P_e として与えられる点群が対称的に分布していると仮定した3.2.1節の手法には一定の有効性が存在するが、常にこのような仮説を満たす点群が得られるわけではないことがわかる。

4.1.6 対称面と3次元形状復元の同時推定の結果と考察

次に3.2.2節で述べた方法を用いて形状復元を行った結果を図8に、生成された画像の例を図9に示す。ただし図9(b)のうち顔形状の範囲外は同図(a)に示された元画像 I_f が表示されている。またパラメータは4.1.4節で用いたものと同様である。

これらの図から顔表面3次元点 P_e を用いて3.2.1節で述べた手法を用いて対称面を求めた場合よりも、形状復元結果がよくなる対称面を作る組み合わせがあり、3.2.1節で述べた手法ではうまく形状復元できなかった場合に関しても形状復元を行うことができることがわかった。つまり点群 P_e には少なくとも1つ、対称面を挟んだ点の組が含まれていることが期待できるということが出来る。



(a) 撮影画像 I_f (b) 提案手法を用いた結果 I_{fl} (c) 提案手法を用いた結果とカメラ画像の相違度

図9 対称面と3次元形状復元の同時推定の結果 (Frame #2). ただし



図10 虹彩検出に用いたテンプレート

4.2 視線推定

本手法の有効性を検討するため、対象人物が見ている点が既知であるデータを用いて3次元視線推定の精度について検討する。

4.2.1 実験環境

使用したデータは、図4と、それらを用いて3次元形状復元を行った人物の3次元形状、各カメラのキャリブレーションデータである。正面顔の投影では、スクリーンサイズを 400×400 pixel, $L_{focus} = 430\text{mm}$, $L_{cam} = 500\text{mm}$ とした, また, 虹彩の検出[6]ではテンプレート画像に 300×170 pixel の図10を用いた。

4.2.2 評価方法

図11のように推定された3次元視線を \vec{n}_{eye} , 対象人物の左右の虹彩中心 C の3次元座標を \mathbf{c} とする。また, 対象人物が注視していた点の3次元座標 \mathbf{p} とする。このとき, 対象人物の左右の虹彩中心 C と対象人物が注視していた点の3次元座標 \mathbf{p} の方向ベクトルを

$$\vec{n}_{true} = \frac{\mathbf{p} - \mathbf{c}}{\|\mathbf{p} - \mathbf{c}\|} \quad (7)$$

とする。そして, \vec{n}_{eye} と \vec{n}_{true} の誤差 θ は,

$$\theta = \arccos\left(\frac{\vec{n}_{eye} \cdot \vec{n}_{true}}{\|\vec{n}_{eye}\| \|\vec{n}_{true}\|}\right) \quad (8)$$

から求めることができる。

4.2.3 結果

対象人物は, 頭部を動かさずに視線のみを図11のように3点がマークされたスタジオ内で, 点 a から点 b そして点 c へと変化させた。ただし, このとき対象人物は点 a から点 b そして点 c へ均等な速さで視線を動かしたものと仮定し, 各時刻における \mathbf{p} の座標を求めた。図12

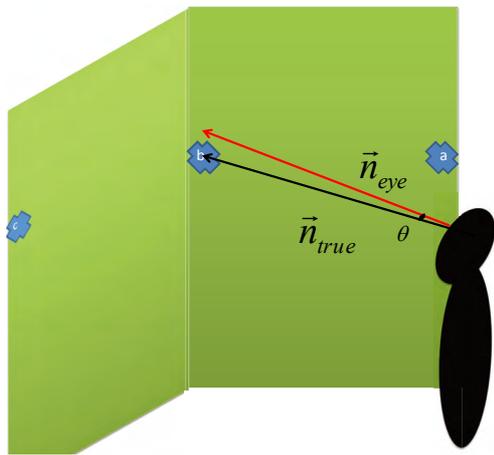
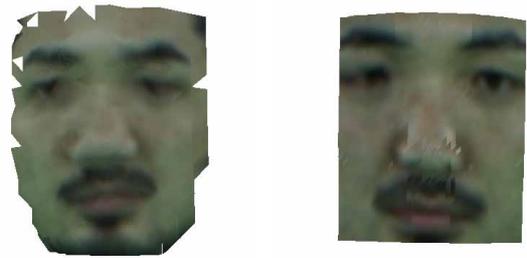


図 11 視線と誤差



(a) [6] による手法

(b) 提案手法

図 13 仮想正面顔の例

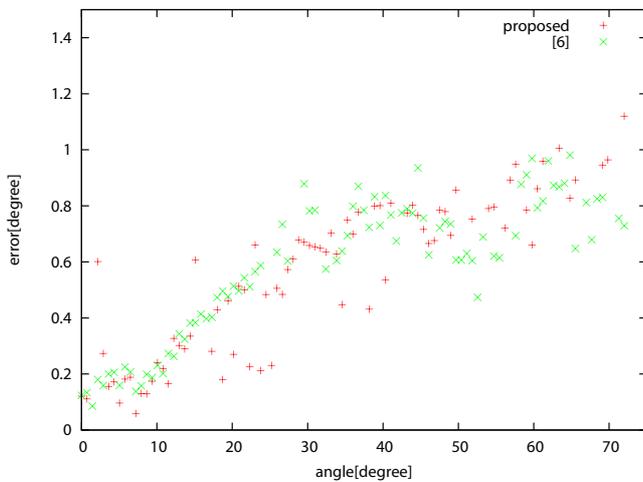


図 12 視線推定の誤差

表 1 虹彩の誤検出フレーム数

	虹彩検出に失敗
提案手法	5
[6]	13

は、フレーム番号と各フレームにおける誤差を示したものである。また実験を行なった 100 フレームに対して、虹彩検出の失敗に起因して視線推定ができなかったフレーム数について表 1 に示す。図 13 は虹彩検出に成功した場合の例、一方図 4.2.3 は文献 [6] による手法では虹彩検出に失敗し、提案手法では成功した場合の例である。

4.2.4 考察

図 12 から提案手法によって文献 [6] よりも視線方向の推定精度は全体としてわずかに改善された傾向を示しているが、有意と言える向上は見られなかった。しかし表 1 からは、視線推定のための虹彩検出がより頑健になっていることが確認できる。したがって超解像による解像感の向上は虹彩検出をより頑健にする効果の大きいと結論することができる。

次に超解像処理を行って正面顔画像を作った場合と超解像処理を行わずに正面顔画像を作った場合についての



(a) [6] による手法

(b) 提案手法

図 14 仮想正面顔の例

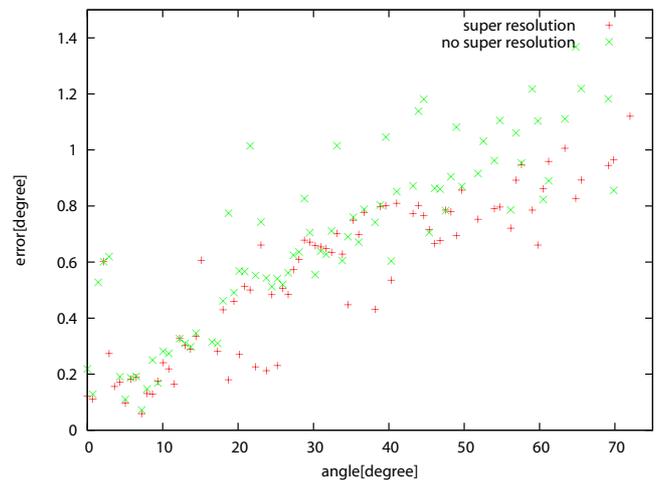


図 15 視線推定と超解像処理

表 2 虹彩の誤検出フレーム数

	虹彩検出に失敗
super resolution	5
no super resolution	7

視線推定の誤差を図 15 に、また虹彩誤検出の頻度を表 2 に示す。表 2 より、超解像処理を行うことによって、虹彩の誤検出が低減されたこと、図 15 より、超解像処理を行った際についても行わなかった際についても視線の精度は大きく変化しないことがわかり、先に述べた超解像の効果を確認することができる。

5. 結 論

本論文では、「対象形状の対称性制約」を用いた多視点映像からの 3 次元顔形状復元手法、及び「仮想正面顔映像」を多視点映像から超解像処理によって生成し、この正面顔から視線推定を行う手法を提案し、定量評価によってその有効性を確認した。

今後は対称面のより効率的かつ頑健な推定方法と、特に寄り目の場合における頑健な虹彩検出と視線推定について検討を進めることが課題である。

e

文 献

- [1] 佐竹, 小林, 平山, 川嶋, 松山: “高解像度撮影における実時間視線推定の高精度化”, 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, **107**, 491, pp. 137-142 (2008-02-14).
- [2] 竹上, 後藤, 大山: “視線方向計測のための高精度瞳孔検出アルゴリズム”, 電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-パターン処理, **86**, 2, pp. 252-261 (2003-02-01).
- [3] C. H. Morimoto and M. R. M. Mimica: “Eye gaze tracking techniques for interactive applications”, CVIU, **98**, pp. 4-24 (2005).
- [4] C. Hennessey, B. Nouredin and P. Lawrence: “A single camera eye-gaze tracking system with free head motion”, Proceedings of the 2006 symposium on Eye tracking research & applications, ETRA '06, pp. 87-94 (2006).
- [5] D. Beymer and M. Flickner: “Eye gaze tracking using an active stereo head”, Vol. 2, pp. 451-458 (2003).
- [6] 藤本, 延原, 松山: “3 次元ビデオからの人物頭部及び視線の検出”, 情報処理学会研究報告. CVIM, [コンピュータビジョンとイメージメディア], **2008**, 36, pp. 191-198 (2008-05-01).
- [7] K. N. Kutulakos and S. M. Seitz: “A theory of shape by space carving”, Proc. of ICCV, pp. 307-314 (1999).
- [8] G. Vogiatzis, P. H. S. Torr and R. Cipolla: “Multiview stereo via volumetric graph-cuts”, CVPR, pp. 391-398 (2005).
- [9] Y. Furukawa and J. Ponce: “Accurate, dense, and robust multi-view stereopsis”, Proc. of CVPR, pp. 1-8 (2007).
- [10] J. Isidoro and S. Sclaroff: “Stochastic mesh-based multiview reconstruction”, Proc. of 3DPVT, Padova, Italy, pp. 568-577 (2002).
- [11] 延原, 和田, 松山: “弾性メッシュモデルを用いた多視点画像からの高精度 3 次元形状復元”, 情報処理学会論文誌. コンピュータビジョンとイメージメディア, **43**, 11, pp. 53-63 (2002-12-15).
- [12] T. Tung, S. Nobuhara and T. Matsuyama: “Simultaneous super-resolution and 3d video using graph-cuts”, Proc. of CVPR, pp. 1-8 (2008).
- [13] M. Eisemann, B. D. Decker, M. Magnor, P. Bekaert,

E. de Aguiar, N. Ahmed, C. Theobalt and A. Selent: “Floating Textures”, Computer Graphics Forum (Proc. Eurographics EG'08), **27**, 2, pp. 409-418 (2008).

- [14] T. Takai, A. Hilton and T. Matsuyama: “Harmonised texture mapping”, Proc. of 3DPVT (2010).
- [15] B. Goldluecke and D. Cremers: “Superresolution texture maps for multiview reconstruction”, Proc. of ICCV, pp. 1677-1684 (2009).
- [16] S. Nobuhara, Y. Kimura and T. Matsuyama: “Object-oriented color calibration of multi-viewpoint cameras in sparse and convergent arrangement”, IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications, **2**, pp. 132-144 (2010).