

3次元ActiveAppearanceModelを利用した視線方向推定

中松 由香梨[†] 滝口 哲也^{††} 有木 康雄^{††}

[†] 神戸大学大学院システム情報学研究科 〒 657-8501 兵庫県神戸市灘区六甲台町 1-1

^{††} 神戸大学自然科学系先端融合研究環 〒 657-8501 兵庫県神戸市灘区六甲台町 1-1

E-mail: [†]nakamatsu@me.cs.scitec.kobe-u.ac.jp, ^{††}{takigu,ariki}@kobe-u.ac.jp

あらまし 本研究では、より実用的なカメラ画像の処理によって、視線を推定することを目的としている。顔検出から、眼領域及びその周辺の特徴点を抽出し、それらを3次元眼球モデルに当てはめ、眼球の半径、中心位置などを推定する。3次元Active Appearance Modelsは3次元座標が与えられている学習画像2枚のみを用いて、視線方向推定が可能である。本研究では、顔の回転や、目の回転の変動に対応できるように、3次元Active Appearance Modelsモデルを構築した。

評価実験の結果、水平方向の平均誤差は6.16度、垂直方向の平均誤差は6.26度であった。視線方向推定の従来手法である2次元Active Appearance Modelの結果による視線方向推定に比べ、大幅に学習枚数を減らすことができ、推定精度を同程度にすることができた。しかし、小さな人間の目を追跡することは非常に難しいことがよくわかり、今後は様々な手法を組み合わせ、問題を解決していきたい。

キーワード 視線方向推定, インターフェース, デジタルサイネージ, 3次元モデル, Active Appearance Model

1. はじめに

人間の知覚において、視覚の情報は大きな割合を占めることがわかってきている。車の運転中に視線の方向を検出することで人間の安全を守る研究がある[1]。また、ロボットの対話において、視線方向を推定することにより、人間の興味を推定する研究がある[2][3]。近年では、デジタルサイネージと呼ばれる電子広告に、視線推定の技術が用いられ、どんな人が広告に興味を持っているかを調査し、より効率よく広告を表示させる研究が行なわれている[4]。

さまざまな研究分野に応用できると考えられる[5]高精度な人間の視線方向の推定を目指し、本研究では、人間がディスプレイ上で見ている領域を推定することを目的としている。視線方向推定にはさまざまな手法がある。まず、1つ目の手法は赤外線を人間の目に照射し、角膜に反射したブルキニエ像を用いて視線推定する手法のように、特殊なデバイスを使う角膜反射法である[6]。この手法では、高精度な視線推定ができるが、頭部に装置を装着する必要がある。また、赤外線を目に照射するなど身体的負担が大きく、装置が高価であり、あまり実用的でない。2つ目の手法は、カメラ画像を用いて画像処理によって視線方向を推定するものである。画像から色情報を用いて黒目の変動を抽出し、視線方向を推定する手法[7]、画像中から光彩、もしくは瞳孔を円や楕円として捉え、その中心を検出することで高速に計測を行なう手法[8][9]や、目の画像と見ている映像を同期させて視線を推定する手法[10][11]、眼領域及びその周辺の特徴点を抽出しそれらを3次元眼球モデルに当てはめ、眼球

の半径、中心位置などを学習し、視線方向を推定する手法[1][12]が提案されている。これらの手法は、カメラを用意することが比較的容易であり、被験者に負担をかけないので、実用的である。しかし、顔方向が同時に推定できない手法や、多くの学習画像を必要とする手法が多い。

本研究では、上記の画像解析による視線推定において、3次元Active Appearance Models(以下AAMと略す)を用いることにより、学習画像がこれらの手法に比べて、比較的少なく、顔方向と視線方向推定を推定できるシステムを提案する。

2. 提案システムの概要

2.1 想定環境

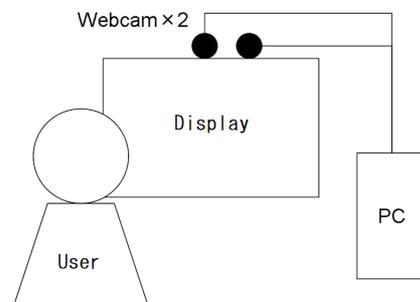


図1 Experimental environment

本研究では図. 1 に示すように、ユーザがディスプレイ

を注視している状況を想定する．ユーザの位置，カメラからの距離，顔の向きは自由である（ディスプレイを見ていることが前提なので，顔方向の回転が20度以内であると仮定する）．2台の webcam をディスプレイの上に設置し，ユーザの顔の特徴点の位置を検出し続ける．PCは顔動画の解析処理を行い，視線方向と顔方向の認識を行なう．

2.2 提案システムの処理の流れ

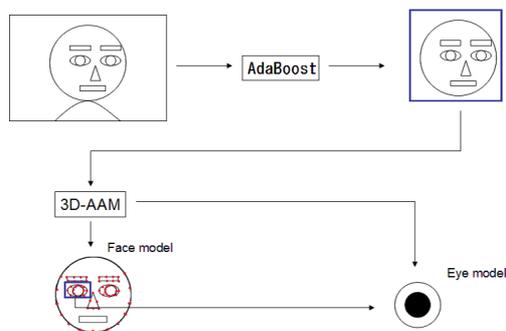


図 2 System flow

図. 2 に，提案システムの処理の流れを示す．提案システムでは，まず，Haar-like 特徴量に基づく AdaBoost [13] によって，顔画像から顔領域を抽出する．これによって，顔が存在していることの認識と，大まかな顔領域の位置とサイズを検出する．次に，顔が検出された場合，3D-AAM によって，顔方位の推定，顔特徴点の抽出，眼球モデルのパラメータの抽出，および視線方向の推定を行う．次章から，これらの手法の詳細について述べる．

3. 提案システムの詳細

3.1 Haar-like 特徴に基づく AdaBoost による顔領域検出

AAM の特徴点探索精度は，初期探索点によって大きく左右される．よって，予め顔領域を検出し，その領域の中心を初期探索点とする．本論文では，Viola によって提案された Haar-like 特徴に基づく AdaBoost [13] を用いて，顔領域の抽出を行なった．これは，濃淡特徴である Haar-like 特徴を特徴量とする弱学習器をカスケード型に組み合わせ，強学習器を構成する手法である．高精度で顔領域の検出が可能であり，かつ実時間で動作するため，広く用いられている．

3.2 2D - AAM による顔特徴点抽出

3.2.1 2D - AAM の概要

2D - AAM は Cootes らによって提案されたモデル [14] で，顔画像の形状 (shape) とテクスチャ (appearance) の変動成分について，それぞれを主成分分析 (Principal Component Analysis: PCA) [15] [16] により次元圧

縮する．こうして，顔の形状変化とテクスチャ変化を表現できるようにしたモデルであり，顔特徴点抽出において少ないパラメータで，広く用いられている．顔方向の変化や，照明変動に対して，比較的頑健かつ高速に特徴点を抽出可能であり，形やテクスチャの情報を低次元の Combined パラメータで表現している．

3.2.2 2D-AAM の構築

AAM の構築は，顔画像の特徴点座標 (x_i, y_i) を並べたベクトル s を，形状ベクトルとして用いる．本研究では，この特徴点の数を図.3 のように 61 点としている． s は式 (1) で与えられる．

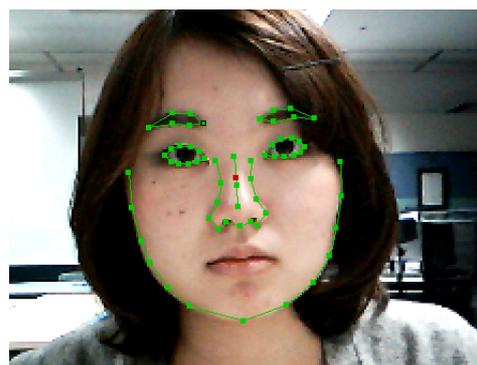


図 3 Face AAM

$$s = (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n)^T \quad (1)$$

各画像の形状ベクトル s より，図.4 のようなドロネー図 [17] を作成し，得られた各三角形領域を平均形状での対応する三角領域になるようにアフィン変換を行うことで，顔画像を平均形状に正規化する．

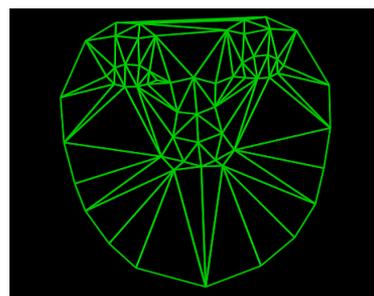


図 4 Delaunay diagram

ここで，全ての学習サンプルについて平均して得られる形状ベクトルを \bar{s} とする． s は， \bar{s} からの偏差を PCA して得られる固有ベクトル行列 P_s を用いて，

$$s = \bar{s} + P_s b_s \quad (2)$$

と表すことができる．ここで，主成分得点ベクトル b_s を形状パラメータと呼ぶ．次に，先ほど作成したドロネー図の平均形状内に含まれる全画素の輝度値を並べたベク

トル g を得る．この g をテクスチャベクトルと呼ぶ． g についても s と同様，それらを平均した平均テクスチャベクトル \bar{g} からの偏差を PCA し，得られる固有ベクトル行列 P_g を用いて，

$$g = \bar{g} + P_g b_g \quad (3)$$

と表すことができる．ここで，主成分得点ベクトル b_g を texture パラメータと呼ぶ．また，主成分得点ベクトル b_s, b_g は平均からの変化を表すパラメータであり，これらを変動させることで形状 とテクスチャ を変化させることができる．

また，位置とテクスチャの相関があることから， b_s と b_g をさらに主成分分析し，式 (4) のように表現する．

$$b = \begin{pmatrix} W_s b_s \\ b_g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} W_s P_s^T (s - \bar{s}) \\ P_g^T (g - \bar{g}) \end{pmatrix} = Qc \quad (4)$$

ここで， W_s は形状ベクトルとテクスチャベクトルの単位の違いを正規化する行列， Q は固有ベクトル行列， c は形状とテクスチャの両方を制御するパラメータで combined パラメータと呼ばれる．

$$s(c) = \bar{s} + P_s W_s^+ Q_s c \quad (5)$$

$$g(c) = \bar{g} + P_g Q_g c \quad (6)$$

ただし，

$$Q = \begin{pmatrix} Q_s \\ Q_g \end{pmatrix} \quad (7)$$

である．

3.2.3 Pose パラメータ

前項により，顔の形状変化と顔のテクスチャ変化を，combined パラメータ c によって制御できるようになったが，これらは顔内部の局所的な変化であり，顔が画像中のどこに，どんなサイズで，どんな向きで存在するか，というような大域的な変化に関して考慮していない．そこで，AAM 全体を変化させるような，大域的な姿勢変動に関するパラメータを考慮する．本論文では，そのパラメータを pose パラメータと呼び， p で表す．

$$p = [\text{roll} \quad \text{scale} \quad \text{trans}_x \quad \text{trans}_y] \quad (8)$$

と表現される．ただし，roll はモデルの画像平面に対する回転角度，scale はモデルのサイズ， $\text{trans}_x, \text{trans}_y$ は，それぞれ， x, y 軸方向におけるモデルの平行移動量を表す．

3.3 AAM の探索

3.2.2 節で構築した AAM を用い，特徴点を探索する方法について述べる．AAM の探索とは，AAM を combined パラメータ c と pose パラメータ p で局所的，大域的に変化させて顔画像を生成し，それと入力画像を比較

して，誤差が最小となるような c と p を推定することに等しい．実際には pose パラメータ p は，モデルにではなく入力画像として適用される．

入力された顔画像を I を，pose パラメータ p によってアフィン変換した画像を g とすると，

$$g(p) = g(I, p) \quad (9)$$

また，式 (10) に示すように残差画像 $r(p)$ を考える．

$$r(p) = g(p) - g(c) \quad (10)$$

ここで， $g(c)$ は Combined パラメータが c の時に，AAM によって生成される画像である．特徴点探索の目標は，入力画像をアフィン変換した画像 $g(p)$ とモデル画像 $g(c)$ が最も似ている p を見つけること，すなわち式 (11) の誤差評価関数 $e(p)$ を最小にするような p を求めることである．

$$e(p) = \| r(p) \|^2 \quad (11)$$

ここで， p を Δp だけ移動した際の $e(p + \Delta p)$ を最小にすることを考え， $r(p + \Delta p)$ を p の周りでテイラー展開すると，

$$r(p + \Delta p) = r(p) + G\Delta p + O(\Delta p) \quad (12)$$

ここで，

$$G = \frac{\partial}{\partial p} r(p) \quad (13)$$

である． $O(\Delta p)$ は十分に小さいので，

$$e(p + \Delta p) = \| r(p) + G\Delta p \|^2 \quad (14)$$

を最小にする p を求めることで探索を行う．

$$\begin{aligned} \Delta e &= e(p + \Delta p) - e(p) \\ &= \| r(p) + G\Delta p \|^2 - \| r(p) \|^2 \\ &= r(p)^T G\Delta p + \Delta p^T G^T r(p) + \Delta p^T G^T G\Delta p \end{aligned} \quad (15)$$

従って，

$$\begin{aligned} \frac{\partial e(p)}{\partial p} &= \frac{\Delta e(p)}{\Delta p} \Big|_{\Delta p \rightarrow 0} \\ &= \frac{r(p)^T G\Delta p + \Delta p^T G^T r(p) + \Delta p^T G^T G\Delta p}{\Delta p} \Big|_{\Delta p \rightarrow 0} \\ &= \frac{\partial}{\partial u} \left(r(p)^T Gu + u^T G^T r(p) + u^T G^T Gp \right) \\ &= (r(p)^T G)^T + G^T r(p) + 2G^T Gu \\ &= 2G^T r(p) + 2G^T Gu \end{aligned} \quad (16)$$

となる．式 (16) = 0 とすると，

$$\begin{aligned} G^T r(p) + G^T Gu &= G^T r(p) + G^T G\Delta p = 0 \\ G^T G\Delta p &= -G^T r(p) \end{aligned}$$

$$\Delta p = -(G^T G)^{-1} G^T r(p) \quad (17)$$

ベクトル Δp は探索空間における有望な更新値を与えてくれる．これにより，新たな誤差評価関数を考えると，

$$\hat{p} = p + \Delta p \quad \hat{e} = e(\hat{p}) \quad (18)$$

となる．もし， $\hat{e} < e$ の時， \hat{p} p に更新し，収束するまで続ける． $\hat{e} > e$ の時は更新幅を小さくする (0.5, 0.25)．改善が見られない時は収束したと定義し，得られた解を推定解とする．

4. 3D Active Appearance Model への拡張

本章では 2 次元の AAM をベースに拡張された 3 次元の AAM [18] [19] について述べる．

4.1 3D-AAM の概要

学習画像に様々な変動を含む顔画像を含めることにより，様々な変動成分を含む 2D-AAM を構築できる．左向きの顔，右向きの顔，上向きの顔，下向きの顔といった画像を用意することで，顔方位の変動にも対応した 2D-AAM を作成することが原理的に可能である．また学習量が多ければ多いほど，より精度のよいモデルができる．

2D-AAM で顔方向，視線方向を学習させ，回帰式から顔方向と視線方向を同時に推定する方法 [12] が提案されている．しかし，システム利用前に，個人ごとに多数の顔画像を学習データとして用意するのは大変である．また，2D-AAM の中に多数の変動成分を入れると，PCA で次元圧縮したときに顔の変動を表現しきれなくなるため，顔特徴点抽出精度が下がることが予想される．そもそも，顔方位の変動は，AAM 自体の幾何的な変形によって表現することが可能なため，3 次元の顔形状と，正面の顔テクスチャさえあれば，任意の顔方向の顔画像を生成することができる．よって，3D-AAM は顔方位の変動を学習データに持たせることなく，より少ない学習データで視線推定が可能であることから，本研究では，この 3D-AAM を用いることにする．3D-AAM の処理の流れを図. 5 に示す．

4.2 ステレオカメラを用いた顔 3 次元計測

3D-AAM を作成する際に，まず，3 次元の顔形状の取得が必要となる．3 次元の顔形状を取得する方法には，3 次元スキャナを用いる方法などもあるが，本研究ではテレビに搭載することを考え，安価なステレオカメラ (2 台のカメラ) による手法を用いる．図. 6 のような平行に置かれた 2 台のカメラを考える． O_l, O_r は，それぞれのカメラのレンズの中心であり， O は世界座標系の原点であり， X, Z はそれぞれ O からの x 方向， z 方向の距離である．図. 7 は X - Z 平面で見た図である．

二つの画像上の x_l, x_r はそれぞれ，

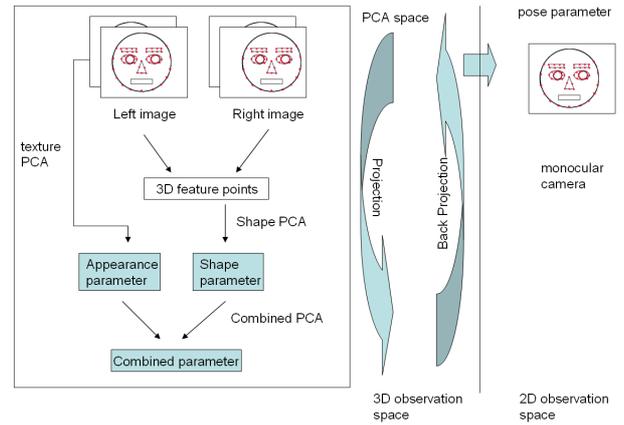


図 5 3D-AAM

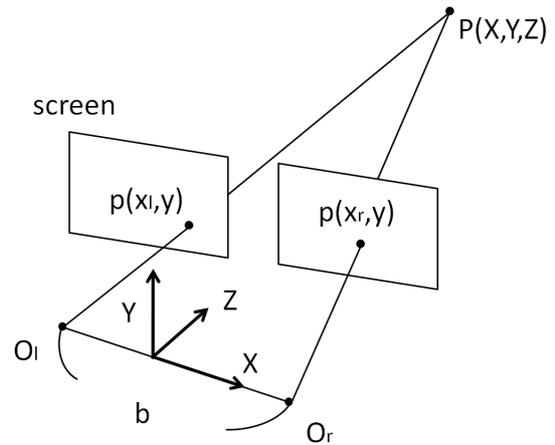


図 6 Stereo camera

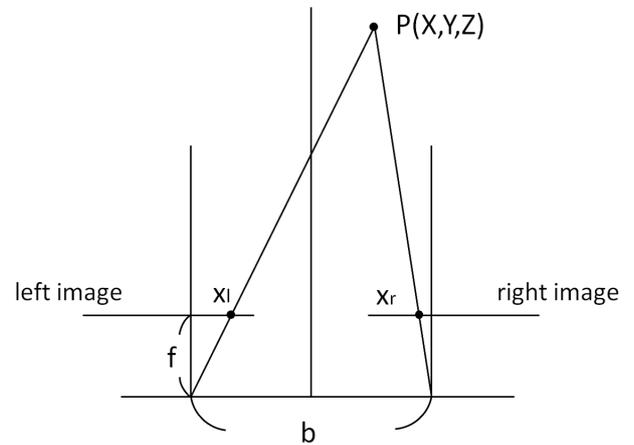


図 7 Stereo camera

$$\begin{aligned} x_l/f &= (X + \frac{b}{2})/Z \\ x_r/f &= (X - \frac{b}{2})/Z \end{aligned} \quad (19)$$

と書くことができる．ここで f はカメラの焦点距離である．この二つの式から Z を求めることができる．

$$Z = fb/(x_l - x_r) \quad (20)$$

この二つの視点間の距離 b を基線 (baseline) 長と呼ぶ。二つの画像の x 座標のずれ, $x_l - x_r$ が視差である。

この Z を用いて, AAM の形状ベクトルを 3次元に拡張する。すなわち, 式 (1) は, 以下のように変更される。

$$s = (x_1, y_1, z_1, x_2, y_2, z_2, \dots, x_n, y_n, z_n)^T \quad (21)$$

4.3 Pose パラメータの拡張

式 (8) に示した 2次元の Pose パラメータを 3次元に拡張すると, 首振り方向の角度変化 yaw と傾き方向の角度変化 $pitch$ を加えて, 以下ようになる。

$$p = [yaw \ pitch \ roll \ scale \ trans_x \ trans_y] \quad (22)$$

各パラメータの動きの例は図. 8 のようになる。

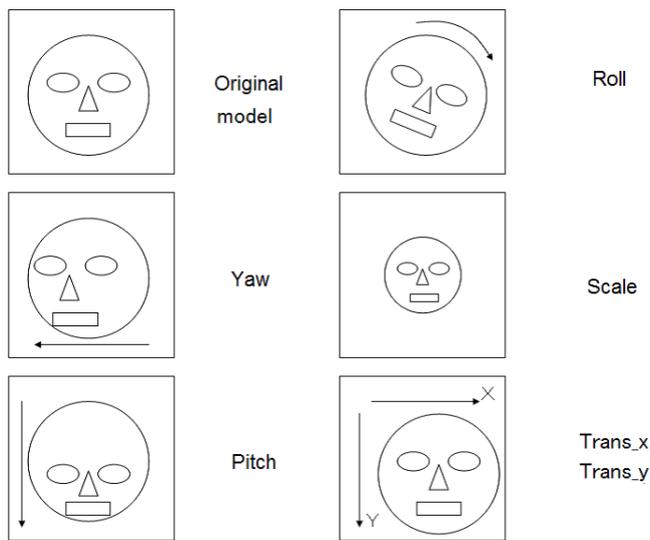


図 8 3D pose parameter2

この 6次元の pose パラメータにより, AAM を 3次元化することにより, あらゆる方向・角度・位置へ動かすことが可能となった。また, この Pose パラメータを用いて形状を変化させるには, 変換前の形状における 1点 p_b の座標を $(x_b, y_b, z_b, 1)$, 変換後の形状における 1点 p_a の座標を $(x_a, y_a, z_a, 1)$ とすると,

$$p_a = Trans \cdot Scale \cdot RotZ \cdot RotY \cdot RotX \cdot p_b \quad (23)$$

で求めることができる。ただし, 各行列の内容は式 (24) ~ (28) の通りである。 $yaw \ \alpha, pitch \ \beta, roll \ \gamma$ としている。

$$Trans = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & trans_x \\ 0 & 1 & 0 & trans_y \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (24)$$

$$Scale = \begin{pmatrix} scale & 0 & 0 & 0 \\ 0 & scale & 0 & 0 \\ 0 & 0 & scale & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (25)$$

$$RotX = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha * \pi/180) & -\sin(\alpha * \pi/180) & 0 \\ 0 & \sin(\alpha * \pi/180) & \cos(\alpha * \pi/180) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (26)$$

$$RotY = \begin{pmatrix} \cos(\beta * \pi/180) & 0 & \sin(\beta * \pi/180) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin(\beta * \pi/180) & 0 & \cos(\beta * \pi/180) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (27)$$

$$RotZ = \begin{pmatrix} \cos(\gamma * \pi/180) & -\sin(\gamma * \pi/180) & 0 & 0 \\ \sin(\gamma * \pi/180) & \cos(\gamma * \pi/180) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (28)$$

4.4 3D-AAM の探索

3D-AAM では, 入力画像は 2次元であるのに対して, モデルは 3次元であるので, 入力画像とモデルの誤差値を求める際には, 図 5 に示すように 3次元のモデルを 2次元に射影する必要がある。その後, 最適パラメータの推定は 2D のときと同様に行う。

4.5 視線方向推定

視線方向を推定するために, 再び 3D-AAM を用意する。顔の 3D-AAM とは独立して目の 3D-AAM を構築する。目の特徴点位置とモデルを図. 9, 図. 10 に示す。提案手法では眼球を理想球として扱い, 瞳は眼球に理想球の一部に円が張り付いていると考える。この瞳の円の中心は眼球の中心を通り, 眼球の光軸と一致する。提案手法では, 眼球光軸を視線と仮定する。図. 10 の θ は眼球が y 軸の周りを回転した (眼球が水平方向に回転した) 時の角度であり ϕ は眼球が x 軸の周りを回転した (眼球が垂直方向に回転した) 時の角度であるとする。顔の 3D-AAM の $yaw, pitch$ の動きにあたる。ある 1点を見ている画像から目の 3次元モデルを推定し, そこから回転した θ と ϕ によって, 視線方向を推定する。目の 3次元のモデルから 2次元画像が生成されるプロセスは, 図. 11 のように射影で変換されるものとする。

顔の 3D-AAM と同様に, 1点 p_c の座標を $(x_c, y_c, z_c, 1)$, 変換後の shape における 1点 p_d の座標を $(x_d, y_d, z_d, 1)$ とすると,

$$p_d = Trans \cdot Scale \cdot RotZ \cdot RotY \cdot RotX \cdot p_c \quad (29)$$

で求めることができる。ただし, 各行列の内容は式 (24) ~ (28) で, $yaw \ \theta, pitch \ \phi$ と考える。 $roll$ についてはそのまま残しておく。また $scale$ と球の直径は顔画像の特徴点から推定した値を用いる。本研究では特徴点は, 図. 9 に示す 16点としている。

5. 評価実験

5.1 ディスプレイを見ているユーザの視線の追跡

実際に PC のディスプレイを見ている人の顔を, カメラで撮影して視線方向を推定する。特に顔方向は定めず, 自然にディスプレイを見ているものとする。今回は静止画で実験を行った。



図 9 Eye AAM

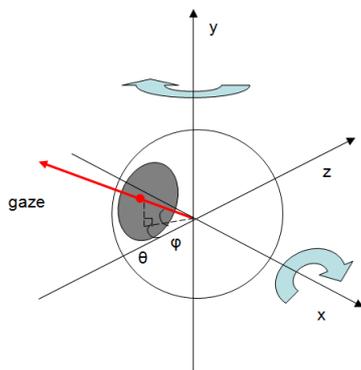


図 10 Eye-model

5.2 評価データの収集

被験者 1名

ディスプレイ 375 × 300mm

カメラ 図. 13 のように、ディスプレイの液晶部から上にカメラの中心から 30mm の位置、1 つを左端から 200mm、もう 1 つをカメラ間が 100mm になるように設置。

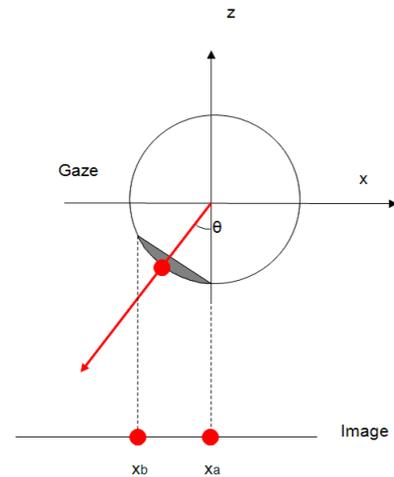
データ ディスプレイ上に 5 度間隔で打ってある点を順に見てらい、顔画像を 35 枚用意する。左カメラで撮影した顔画像を視線方向の推定に用いる。

学習 (2D-AAM) 学習画像は顔変動も入れて 315 枚、89 枚、2 枚。9 方向の顔の変動も学習させる。(3D-AAM) 3 次元情報を含んでいる顔 2 枚、目 2 枚 (図. 12)

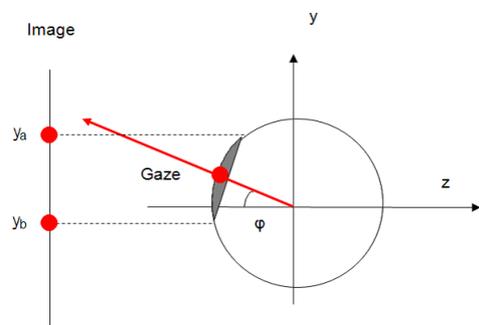
5.3 3D-AAM の構築方法

(1) 被験者は左のカメラを見てもらい、左右のカメラで顔画像を 2 セット撮影する。

(2) (1) で得られた画像から手動で特徴点を得て、ステレオマッチングを用いて、3 次元座標を計測する。そして左のカメラの画像に、Z 座標の情報を持たせる。



(a)



(b)

図 11 Eye-model2

左のカメラを見ている 3 次元の情報を持った画像が 2 枚用意できる。

(3) (2) で作成した 2 枚の画像から顔と目の 3D-AAM を作成する。

5.4 評価実験

(1) 左のカメラでディスプレイを見ている顔画像を撮影する。その画像に対して、顔の 3D-AAM をフィッティングさせ、左目の特徴点を得る。

(2) (1) で得た目の領域に目の 3D-AAM を張り付けることによって、視線推定を行う。

5.5 実験の結果

図. 14 と図. 15 はそれぞれ水平方向と垂直方向の平均誤差を示している。図. 16 には誤差の少ないテストデータの shape と各パラメータが表示されており、図. 17 は特に大きい誤差が生じたテストデータの結果である。

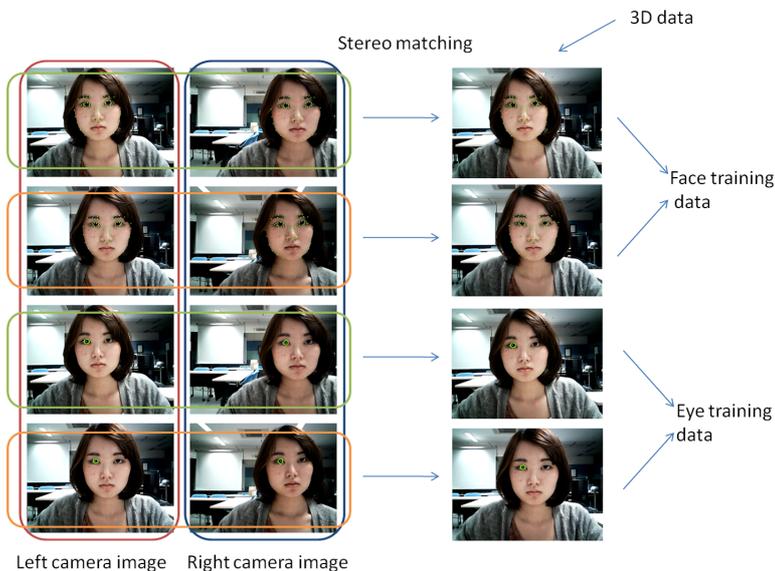


図 12 3D training data



図 13 Experiment environment

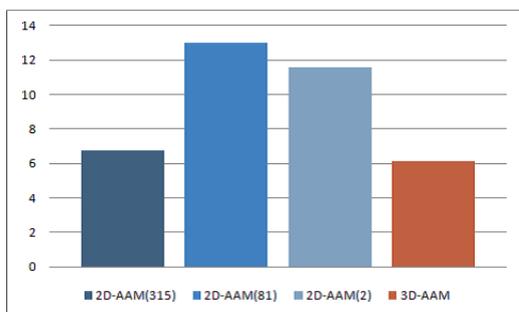


図 14 Horizontal error degree

5.6 考 察

(1) 図 15 について、考察する。探索の際誤って目の枠の部分を解としてしまい、局所解に陥ってしまったと考えられる。また、グリッドサーチは非常に時間がかかる方法なので、探索方法の改善が必要である。

(2) 3次元計測の誤差が考えられる。webカメラを用いているので、画素の視差によるステレオマッチングに限界がある。さらに精度のよい3次元計測を考える必要がある。

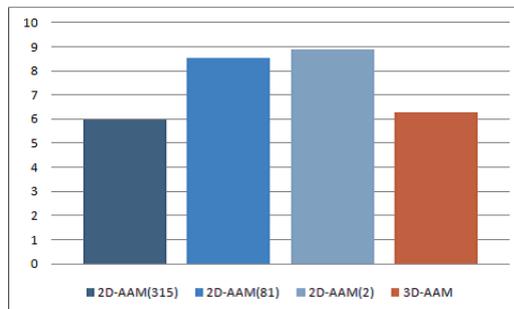


図 15 Vertical error degree

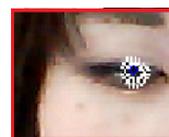


図 16 Example of Correct

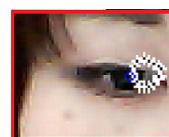


図 17 Example of Error

(3) 瞳への3D-AAMのフィッティングの限界。瞳の部分はとても小さく、また瞼によって瞳の形が大きく変わってしまうため、3D-AAMのフィッティングの精度があまり良くなかった。色の情報を用いたり、カメラの画素数を上げたり、眼球の大きさの推定をうまく用いて精度を向上させる必要がある。

6. ま と め

本研究では、3D-AAMで顔をフィッティングして特徴点を決定し、新たに目に3D-AAMを用いることで、顔と独立した形で目を扱い、視線を推定する方法について述べた。しかし、小さな目の追跡を行うことは困難であった。

実験の結果、学習枚数を減らすという点で有効性が示唆されたが、結果にばらつきが出るという問題が残されている。

本研究では、特定の被験者1名に対して、評価実験を行った。実験の結果、今後の課題としては、データ数の増加、複数名による実験、より精度の高い3次元座標の推定、3D-AAMの不安定さの解消などがあげられる。目や瞳の領域はとても小さいので他のモデルを用いたり、他の方法と併用することで認識率の向上を考えたい。

文 献

- [1] Takahiro Ishikawa, Simon Baker, Iain Matthews, and Takeo Kanade, "Passive Driver Gaze Tracking with Active Appearance Models," Carnegie Mellon University, 2004
- [2] 香山健太郎, "映像情報を用いた音声対話," 情報処理

- [3] 米澤朋子 他, “視線コミュニケーションのためのぬいぐるみの視線行動の設計と分析,” IEICE transactions on information and systems (Japanese edition) J92-D(1), 81-92, 2009
- [4] 杵淵哲也, 新井啓之 他, “画像処理による広告効果測定技術,” NTT 技術ジャーナル, pp. 16-19, 2009
- [5] 長沢伸也, 森口健生, “アイカメラによる視線から興味度を推定する可能性: 眼球運動の専門家へのインタビューを通して,” Social systems studies 5, pp. 73-93, 2002
- [6] 大野権彦, 武川直樹, 吉川厚, “眼球形状モデルに基づく視線測定システム-視線入力デバイスの実現に向けて-,” 情処研報, pp. 47-54, 2001
- [7] 三宅哲夫, 今村孝, 章忠, “単眼カメラ画像を用いた視線計測,” メディア科学リサーチセンター, 2007
- [8] 福田崇, 松崎勝彦, 山名早人, “低解像度目画像からの Model-Based 視線推定,” 画像の認識・理解シンポジウム, pp. 349-356, 2010
- [9] 坂下祐輔, 藤吉弘巨, 平田豊 他, “高速楕円検出に基づく眼球回線運動のリアルタイム計測システム,” IEEJ Trans. EIS, Vol.127, No.4, 2007
- [10] 菅野裕介, 松下康之, 佐藤洋一, “視覚的顕著性を用いた視線推定,” 画像の認識・理解シンポジウム, pp. 1507-1514, 2010
- [11] 菅野裕介, 松下康之, 佐藤洋一, “マウス操作を利用した逐次学習による自由頭部姿勢下での視線推定,” IEICE transactions on information and systems (Japanese edition) J93-D(8), 1386-1396, 2010
- [12] M.Takatani, Yasuo Arika, and Tetsuya Takiguchi, “Gaze Estimation Using Regression Analysis and AAMs Parameters Selected Based on Information Criterion,” IWGSI on ACCV2010, 2010
- [13] Viola, P. and Jones, M., “Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of 37 Simple Features,” Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001
- [14] T.F. Cootes, G.J. Edwards, and C.J. Taylor, “Active appearance models,” In Burkhardt and Neumann, editors, Computer Vision - ECCV '98 Vol. II, Freiburg, Germany, 1998
- [15] 石井健一郎, 上田修功, 前田英作, 村瀬洋共著, “わかりやすいパターン認識,” オーム社, 1998
- [16] 平岡和幸, 堀玄共著, “プログラミングのための線形代数,” オーム社, 2004
- [17] 杉原厚吉, “データ構造とアルゴリズム,” 共立出版, 2001
- [18] Jing Xiao, Simon Baker, Iain Matthews, and Takeo Kanade, “Real-Time Combined 2D+3D Active Appearance Models,” Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 535 - 542, 2004
- [19] Mingcai Zhou, Yangsheng Wang, and Xiangsheng Huang, “Real-time 3D Face and Facial action tracking using Extended 2D+3D AAMs*,” Proceedings of the IEEE Conference on International Conference on Pattern Recognition, pp. 3963-3966, 2010