

広視野アイマークレコーダのための K近傍法による視線推定手法

森 弘 樹^{†1} 間 下 以 大^{†1,†2}
清 川 清^{†1,†2} 竹 村 治 雄^{†1,†2}

アイマークレコーダとは利用者の視界の映像とともに注視点を記録する機器であり、近年の光学機器の小型化により急速に進化している。報告者の所属するグループでは以前より、利用者が見たものと同じ風景（無視差）でなおかつ非常に広角な映像を記録するアイマークレコーダを提案してきた。本研究では広視野アイマークレコーダの広視野という特性を考慮し、利用者の視線方向が推定精度へ影響しづらいアピアランス空間の視線推定手法を提案する。アピアランス空間の視線推定手法とは事前に学習を行った眼球周辺の画像特徴量と注視点との関係から視線を推定する手法であり、虹彩の大部分が瞳に隠れている場合でも視線推定精度への影響が少ないという利点がある。本研究で提案する視線推定手法は学習データの取得を簡易にすることに主眼を置いている。具体的には、学習データの取得時間短縮のために動的なターゲットを用いることで短時間で大量の学習データを取得する。評価実験を行い、視線推定誤差が約 2.5° 発生するが、学習データを 1 分で取得可能であるという結果を得られた。

Gaze Estimation Method with K-NN for Wide-view Eye-mark Recorder

HIROKI MORI,^{†1} TOMOHIRO MASHITA,^{†1,†2}
KITOSHI KIYOKAWA^{†1,†2}
and HARUO TAKEMURA^{†1,†2}

Eye-mark recorders, devices that capture a user's gaze and view, have recently been improved substantially thanks to minimization of optical and electronic instruments. Our research group has proposed a wide-view eye-mark recorder that provides wide field-of-view video recording of the user's exact view by positioning the focal point of the mirror at the user's viewpoint. This paper proposes a gaze estimation method that is suitable for this eye-mark recorder. To propose a gaze estimation method, the characteristics of the eye-mark recorder, espe-

sially a wide-view, is considered. In this paper, an appearance-based method is used for gaze estimation because it estimates gaze direction directly from an input image without extraction of a pupil region or its 3D position. Our method estimates a gaze direction by learning the relationship between input images around the eye and corresponding gaze directions, so robust gaze estimation is realized regardless of gaze directions.

In this paper, we propose a gaze estimation method that requires a short time to acquire supervised data. To shorten the time for acquiring supervised data, a moving visual target is used. A user study has shown that only about 1 minute is required for acquiring supervised data and the average estimation accuracy is about 2.5°.

1. はじめに

アイマークレコーダとは利用者の視界の映像とともに注視点を記録する機器であり、近年の光学機器の小型化により急速に進化している。このような背景によりアイマークレコーダは工学、精神学、医学、産業などの様々な分野で視線の解析の手段として幅広く利用されている¹⁾。報告者の所属する研究グループでは以前より、利用者が見たものと同じ風景（無視差）でなおかつ非常に広角な映像を記録するアイマークレコーダを提案してきた²⁾。この広視野と無視差という特徴は自動車運転者における行動解析のようなアプリケーションで視線情報を用いる際に重要となる³⁾。

一般的なアイマークレコーダを自動車運転時の視線解析に用いるにはいくつかの問題がある。特に問題となるのが視野角である。人間の視界は水平方向に約 190°、垂直方向に約 130° である⁴⁾。運転中には信号機、他の自動車などの前方にあるものだけでなく、バックミラーやサイドミラーなど様々な方向を見ることで情報を得ている。そのため、運転者が何を見ているかを正確に解析するためには人間と同程度の視野角を持つカメラが必要である。しかし、一般的なアイマークレコーダに用いられているカメラは撮影画角が水平方向に 30° から 60° 程度と人間の視界と比較すると非常に狭い。

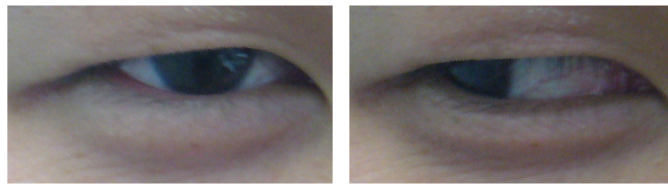
カメラレンズと利用者の眼球との視差も重要な問題である。運転者は速度計、ラジオのボタンなどの車内の運転者近傍にあるものから、数百メートル先のビルや信号機など車外の遠

^{†1} 大阪大学 大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

^{†2} 大阪大学サイバーメディアセンター

Cybermedia Center, Osaka University



(a) 正面を見ている場合 (b) 視界の右端を見ている場合

図 1 注視方向の違いによる虹彩の見え方の変化

方のもので、様々な距離にあるものを見ている。一般的なアイマークレコーダは利用者の視界を記録するためのカメラを利用者の実際の眼球とは異なる位置に設置している。このように視差が存在する場合は、利用者が見ている対象物のカメラ座標上での位置は距離に影響を受ける。

報告者の所属する研究グループでは住谷らが過去に利用者視点と広視野という 2 つの要求を同時に満たす、双曲面ハーフミラーを用いた視点一致型広視野アイマークレコーダ²⁾の提案を行った。そこで、本研究では広視野アイマークレコーダに適した、視線方向が推定方向に影響しづらい性質を持つアピランススペースの視線推定手法を提案する。

2. 関連研究

2.1 視線推定

視線推定手法はアクティブ型とパッシブ型のアプローチに大別される¹⁾。アクティブ型のアプローチとは利用者の目を照明で照らし、その反射光を解析する手法である。特に赤外光を用いて角膜の反射光を解析する手法がよく知られている⁵⁾⁻⁷⁾。これらの手法では赤外光の反射光と瞳孔の位置から眼球の姿勢を推定する。

一方、パッシブ型のアプローチとはカメラの画像のみから視線推定を行う手法である⁸⁾⁻¹⁰⁾。これらの手法の多くはモデルベースと呼ばれ、カメラの画像から三次元眼球モデルの状態を推定し、眼球中心と瞳孔中心の 2 点を結んだ直線を求めることで視線推定を行う。

しかし、前述の手法は虹彩もしくは赤外線反射光が入力画像上で十分に観測できなければ推定精度が低下するという共通の大きな問題がある。これは、虹彩(黒目)もしくは虹彩と強膜(白目)との境界を、視線推定を行う上で重要な情報として用いているためである。例えば、視界の端を見ている場合(図 1(b))は虹彩の大部分が瞼に隠れてしまい、推定精度

が低下することが予想される。それゆえに、これらの手法は本研究で利用する広視野アイマークレコーダには不適である。

パッシブ型の視線推定手法の別のアプローチとしてアピランススペースの視線推定手法がある¹¹⁾⁻¹⁴⁾。これらは入力画像の特徴から直接視線方向を推定する手法であり、眼球周辺の画像の変化に対して推定精度がロバストであるため、広視野アイマークレコーダに適していると考えられる。アピランススペースの手法は、目の周辺の画像と利用者の視線方向との関係を事前に学習することにより視線推定を行う。このとき、目の画像には瞼や睫といった個人差の大きな部位が含まれているため、個人ごとに学習データが必要である。一般にアピランススペースの視線推定は入力画像を学習データに基づいて視線方向に変換するため、カメラと利用者の顔の相対位置や向きが変化すると目の映り方が変化し、推定精度が低下するという問題がある。しかし、本研究で利用するアイマークレコーダはヘッドマウント型であり、利用者の眼球とカメラの相対位置は利用中は変化しないと想定できるため、これらの問題を考慮する必要が無い。以上より、本研究ではアピランススペースの視線推定手法を用いることにした。

2.2 視線推定におけるキャリブレーション問題

前述のような視線推定手法の多くは、モデルベースの手法においては事前に用意した三次元眼球モデルと実際の利用者の眼球とのパラメタの調整のためのキャリブレーションデータ、アピランススペースの手法では眼球付近の画像中の特徴量と注視点の関係を求めるために学習データを事前に取得する必要がある。報告者らは過去に静止ターゲットを学習データ取得に用いた視線推定手法¹⁵⁾を提案した。この手法は約 1.8° の誤差で視線推定が可能であるが、250 組のデータの取得が必要であり、約 10 分間の時間を要した。これらのデータ取得を容易にすることは視線推定の利便性を向上させる上で重要である。

学習データ(キャリブレーションデータ)の数を減らした例としては大野らの研究¹⁶⁾、Nagamoto らの研究¹⁷⁾がある。これらはモデルベースの視線推定手法である。通常、モデルベースの視線推定手法ではあらかじめ用意した三次元眼球モデルと実際の利用者の眼球の直径や虹彩の大きさなどと、目の光軸(目を光学系と考えた場合の代表的な光線)と視軸(実際の視線)のずれに関して 20 組前後の学習データを用いてキャリブレーションを行う。一方、前述の手法ではキャリブレーション対象を眼球の光軸と視軸に関するずれに関するものみに絞ることで 1, 2 組の学習データのみでキャリブレーションを完了させることが可能である。しかし、学習データから特徴量と視線方向(注視点)の関係を求めるアピランススペースの手法においては学習データの数を減らすことはあまり有効ではないと考えられる。

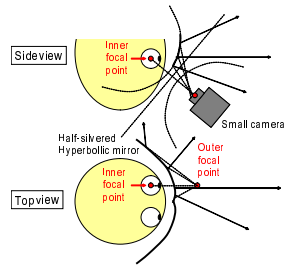


図 2 双曲面アイマークレコーダの基本構成

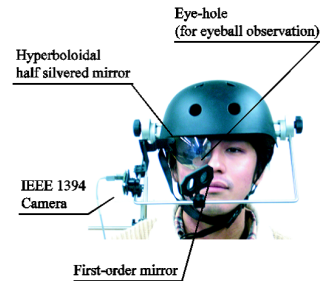


図 3 双曲面アイマークレコーダの試作システム

学習データの取得時間の短縮に関する研究としては藪内らの研究¹⁸⁾がある。これは、大野らのシステム⁶⁾のキャリブレーションにおいて、動的なターゲットを用いることで短時間で大量の学習データを取得することを提案している。しかし、この手法は利用者が目の前のディスプレイ上を見ていることを前提としており、利用できる場面に限られるという問題がある。また、藪内らはモデルベースの視線推定手法を用いているが、本研究ではアピランススペースの視線推定手法を提案しているため、利用者の視界に対する学習データの分布密度に偏りがあった場合、推定精度に影響する可能性がある。菅野¹⁹⁾、宮里²⁰⁾は学習データ取得に特定のターゲットなどではなく、被験者に映画などの動画を見せ、saliency mapを用いてその動画における各画像の注視確率を求めることにより学習データの取得の負担の軽減と短時間化を行っている。しかし、現状では saliency map 自体の精度が低いため、結果として視線推定精度も低い。Lin²¹⁾らは視線推定結果を利用者にフィードバックすることで推定中にキャリブレーションを行う方法を提案している。しかし、本研究で利用する広視野アイマークレコーダは利用者にフィードバックを与えられるようなディスプレイやプロジェクタを利用することは想定していないため、この手法を利用することはできない。

3. 双曲面ミラーを用いたアイマークレコーダ

住谷らは全方位カメラ HyperOmni Vision²²⁾の光学系を応用することにより広視野かつカメラ・眼球間が無視差なアイマークレコーダを提案した(図2, 3参照)。本研究ではこのアイマークレコーダの広視野性を活かした視線推定手法の提案を行う。住谷らの提案したアイマークレコーダの主な利点を以下にまとめる。

- 広視野

凸面ミラーを用いることで利用者自身の視角とほぼ同じ広視野な映像を取得可能。

- 無視差
双曲面の特性により利用者が見ているものとまったく同じ視点からの映像を取得可能。
- 視線推定
目の動きを記録できるので、視線推定を行うことが可能。
- 構造がシンプル
1台のカメラで利用者の視野と目の動きを記録できる。

4. 動的ターゲットを用いた学習による視線推定

アピランススペースの視線推定手法は視線方向が推定精度に影響しづらいが、事前に多数の学習データが必要であるという問題がある。そこで本研究では学習データの取得時間の短縮を目的とした視線推定手法を提案する。

報告者らが過去に提案した視線推定手法¹⁵⁾では、図4のように静止した注視ターゲットを利用者の視界全体に対して均一に複数配置することにより学習データを約10分かけて取得する。本研究では、図5のように移動する注視ターゲットを用いて、利用者がターゲットを目で追っている画像列から学習データを短時間で大量に取得する。ただし、既存の視線推定手法における学習データの取得に動的なターゲットを用いるだけではうまく視線推定を行うことはできず、動的ターゲットを用いるにあたって考慮すべき点が複数存在する。

特に注意すべき点は、取得した学習データに瞬きやよそ見などの学習データとして不適な画像が含まれる可能性が非常に高いことである。静止ターゲットを用いる場合には任意のタイミングで学習データの取得を行うことができるため、利用者が確実にターゲットを注視しているデータを取得できる。しかし、動的ターゲットを用いる場合には連続的にデータを取得するため、取得したデータ中に瞬き、よそ見といった不適な画像が混入する可能性が高い。学習データ取得中にこういった動作を行わないようにすることは利用者にも多大な負荷を強い、現実的にはほぼ不可能である。そのため、視線推定はこういった不適なデータの影響を軽減する手法である必要がある。

学習データの密度の偏りについても考慮すべきである。本研究ではアピランススペースによる視線推定手法を用いており、事前に学習を行った画像特徴量と注視点との関係から視線推定を行う。そのため、利用者の視界に対して学習データの密度の偏りが推定結果に影響する可能性がある。そこで、得られたデータの密度の偏りの正規化を行う。

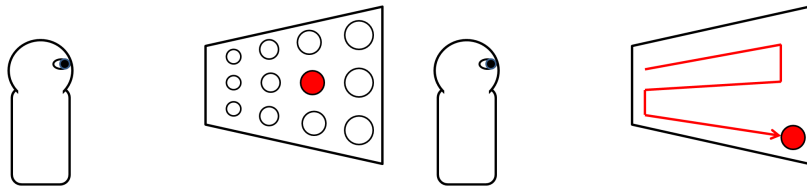


図4 静止ターゲットを用いた学習データ取得のイメージ
図5 動的ターゲットを用いた学習データ取得のイメージ

4.1 提案手法の全体構成

本節では動的ターゲットを用いた視線推定の流れの説明を行う。動的なターゲットを用いた視線推定手法は学習フェーズ、推定フェーズの2つからなる。図6は動的ターゲットを用いた視線推定の全体の流れである。学習フェーズでは注視ターゲットを移動させつつ学習データを取得する。次に学習データに対して離散 Voronoi 分割を用いてデータ密度の正規化を行い、学習データから代表データを抽出する。その後代表データに対して主成分分析を行う。推定フェーズでは入力画像に対して、代表データの固有空間上で K 近傍法を行い、代表データから入力画像に近似した画像を抽出する。抽出された複数の学習データに対応した注視点の座標に対して入力画像との近似度に応じて重み付き平均を取ることで注視点の推定を行う。K 近傍法を用いることにより、瞬き画像のように目の形状が大きく異なるデータが代表に選ばれた場合でも、入力画像に対する近似画像として選択されずらく、推定結果への影響が小さくなる。また、よそ見などにより視線方向と実際の注視点が僅かにずれている場合にも、他の近似画像との平均を取ることで、推定結果に対する影響が小さい。本節では特に重要となる学習データの取得法、学習データ密度の正規化、K 近傍法を用いた視線推定手法について説明を行う。

4.1.1 学習データの取得

カメラ画像上でのターゲットの座標と目の画像の組を学習データとして取得する。学習用ターゲットのカメラ座標上での座標の取得は CAMSHIFT アルゴリズム²³⁾を用いる。

4.1.2 データ密度の正規化

後述のように視線推定には K 近傍法を用いるが、この手法には学習データの密度の偏りに推定精度が影響を受けるといった問題点がある。そこで、注視点に関する離散 Voronoi 分割を応用したデータ密度の正規化を行う。正規化の手順を以下に示す。

(1) カメラ画像上での被験者の視界に対して学習データの注視点を母点として離散 Voronoi

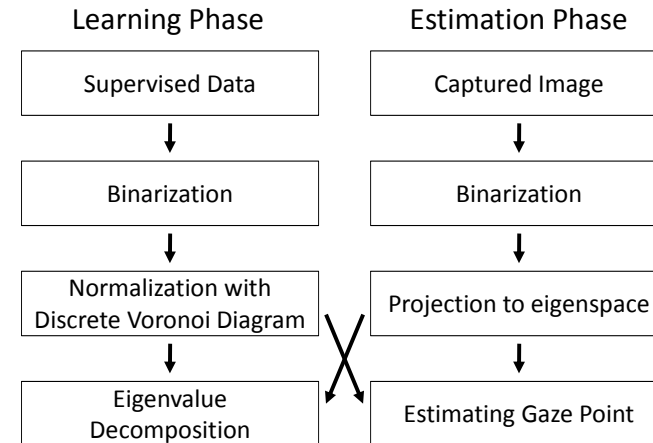


図6 動的ターゲットを用いた視線推定のフローチャート

分割を行う。

- (2) 保持する領域が最も狭い母点を除去する。
- (3) 各母点の保持する領域が均一になるまで (1), (2) の処理を繰り返す。ここで最大面積と最小面積の比が閾値以下になった場合に均一とする。

4.1.3 K 近傍法による視線推定

視線の推定には K 近傍法を用いる。提案手法では入力画像、学習画像ともに主成分空間に投影したものをを用いた。画像の近似度は以下の式で評価を行った。

$$D_i = \sqrt{(p_1 - s_{i1})^2 + (p_2 - s_{i2})^2 + \dots + (p_d - s_{in})^2} \quad (1)$$

p_j は入力画像の第 j 次元の値を表し、 s_{ij} は学習画像 i の第 j 次元の値を示す。 n は主成分空間の次元数であり、 D_i は入力画像と学習画像の距離を表わす。次に入力画像に近似した K 個の画像 I_i の注視点 (x_i, y_i) に対して画像距離に関する重み付き平均により注視点 (x, y) を推定する。注視点の推定は以下の式で行った。

$$x = \frac{\sum_{i=1}^K x_i / D_i}{\sum_{i=1}^K 1 / D_i}, \quad y = \frac{\sum_{i=1}^K y_i / D_i}{\sum_{i=1}^K 1 / D_i} \quad (2)$$

5. 評価実験

動的なターゲットを用いた視線推定手法の評価を行った。実験は大学生、大学院生 9 人の

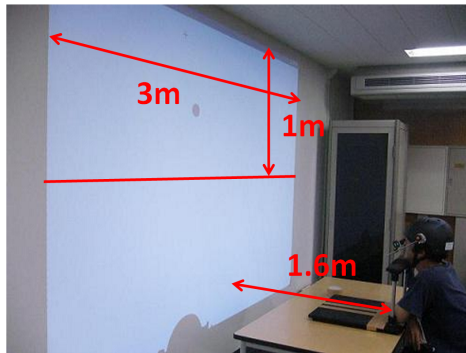


図 7 実験環境



図 8 動的ターゲット

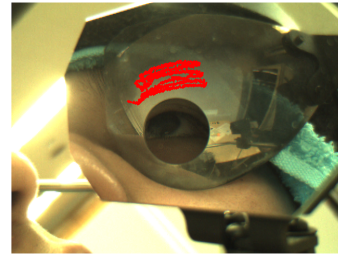


図 9 動的ターゲットの軌跡

被験者に対して行った。被験者はすべて男性であり、日本人 8 人、ベトナム人 1 人である。

5.1 実験環境

図 7 のような環境を作成した。壁(スクリーン)から被験者までの距離は、1.6m および 0.8m とした。なお、プロジェクタは推定精度評価のために静止したターゲットを表示する目的のみで用いる。静止したターゲットは横 9×4 の計 36 個をスクリーンに表示する。学習用のターゲットは図 8 のように電球を赤いスプレーで塗装したものをを用いた。学習用ターゲットはスクリーンと同じく被験者から 1.6m および 0.8m 先で人間の手で上下左右に移動させ、被験者はこれを注視する。被験者はいすに座った状態で実験を行い、頭部の固定などは行わなかった。実験は 1 人の被験者に対して横中心にターゲットを動かした場合、縦中心にターゲットを動かした場合それぞれに対し各 2 回の計 4 回セットの学習データの取得を行った。図 9 に学習データの軌跡の例を示す。学習データ取得 1 セットあたりの時間は約

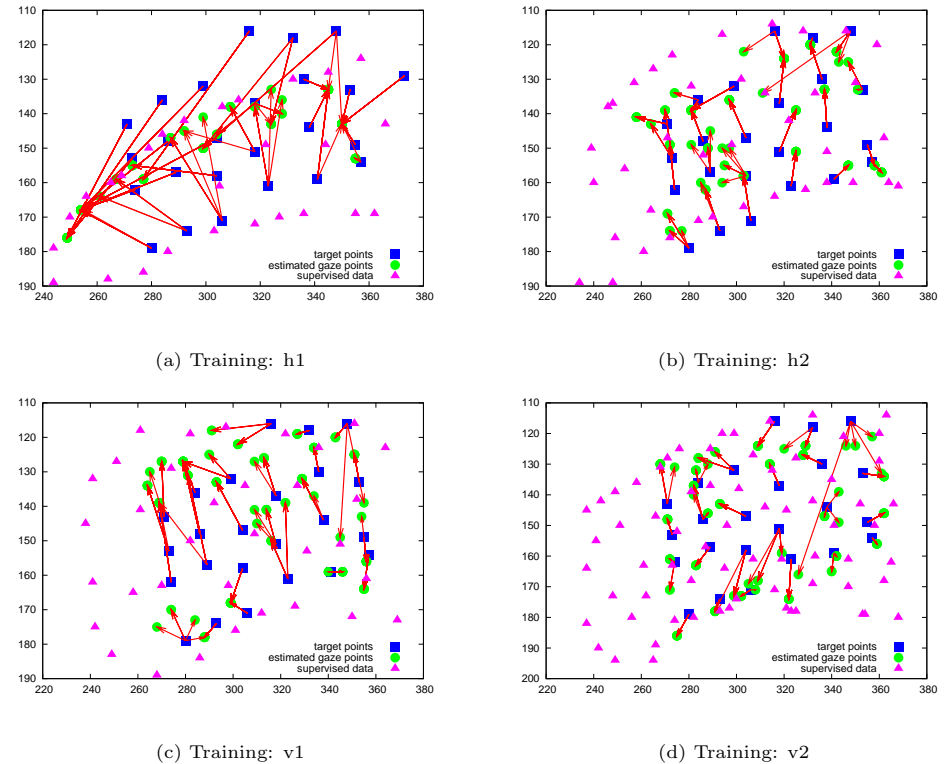


図 10 1.6m 先のターゲットに対する推定結果

60 秒であり、約 3600 組のデータが得られた。この 1 セットのデータを離散 Voronoi 分割を用いた正規化を行った結果、80 ~ 150 程度の代表データが得られた。なお、正規化の終了条件の閾値は 3、すなわち母点の持つ最大面積が最小面積の 3 倍未満のときとした。K 近傍法では $K=4$ とした。

5.2 視線推定の精度評価

被験者 A の 1.6m 先での実験結果を図 10 に示す。図中の h1, h2 は学習ターゲットを横向き中心に動かしたデータ、v1, v2 は縦向き中心に動かしたデータであり、図 10 はそれらを用いて評価用の静止ターゲット s1 を推定した結果である。なお、今回の実験では被験者

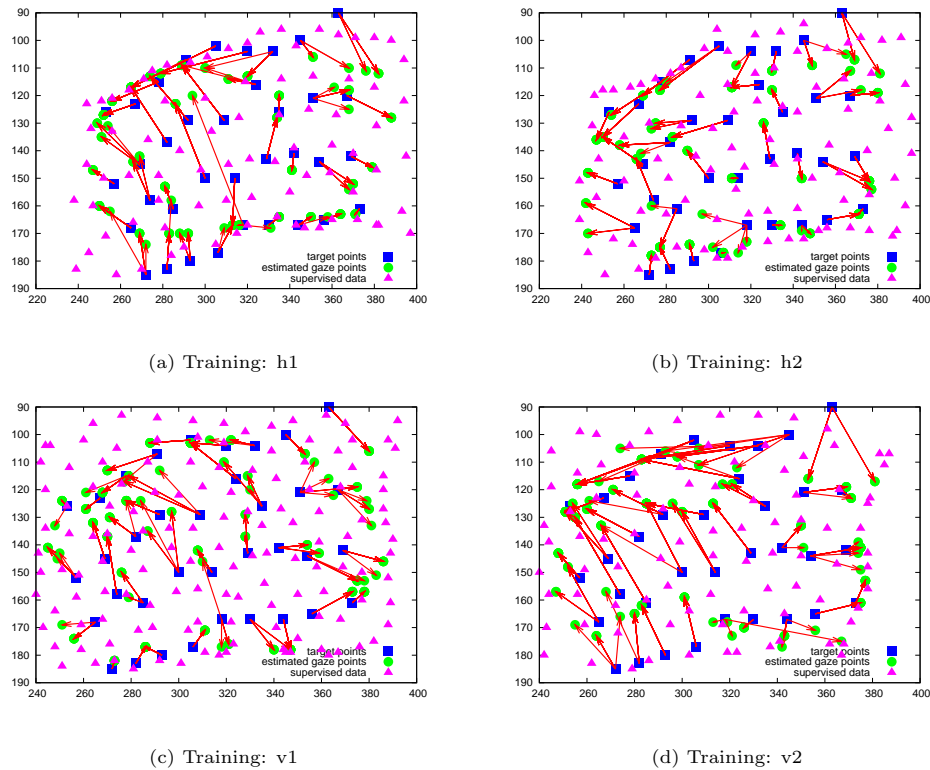


図 11 0.8m 先のターゲットに対する推定結果

の頭を拘束しなかったため学習データが存在しない場所に一部の評価ターゲットが位置していることがあるが、このデータは提案手法では正しく推定できないことが明らかなため評価対象外とした。表 1 はカメラ座標上での誤差を角度に変換したものである。多少ばらつきがあるものの 2.5° 前後の誤差で推定が行えていることがわかる。一方で、学習データの存在領域外、もしくは存在領域の端付近にテストデータが存在する場合には推定精度が低下していることがわかる。これは、K 近傍法ではテストデータを囲むように学習データが存在することを前提としていることが原因である。特に h1(図 10(a)) では学習データ取得領域の設定がうまくいかなかったため、推定精度が非常に悪く、学習データの代表データが存在す

る場所に視線推定の結果が大きく影響を受ける結果となった。本研究で提案した手法はデータを削減することで学習データ密度の正規化を行っているが、結果として、学習データの密度および、配置にむらができてしまった。被験者の視界中の学習データ密度の低い領域に対して学習データを加えるもしくは推定し、作りだすことでより密度を均一にすることができれば、視線推定精度をより向上させることができると思われる。

表 2 に他の被験者に対して実験を行った結果を示す。平均推定誤差は $3^\circ \sim 4^\circ$ であった。また、学習ターゲットを縦方向中心に動かした場合と横方向中心に動かした場合での推定精度に違いは見られなかった。

同じく、学習ターゲット、評価ターゲットまでの距離が 0.8m であった場合の被験者 A の結果を図 11、表 3 に示す。推定誤差が約 3° と 1.6m の場合と比較すると大きくなってしまっていることがわかる。これは CAMSHIFT アルゴリズムによる学習ターゲットのトラッ

表 1 1.6m 先のターゲットに対する平均推定誤差 (degree)

Training data set \ Test data set	Test data set			
	h1	h2	v1	v2
s1	5.91	2.12	2.60	1.78
h1	2.01	5.37	6.39	5.64
h2	3.96	2.27	2.50	2.81
v1	4.03	2.80	2.57	3.25
v2	5.10	3.56	3.25	1.61

表 2 1.6m 先の静止ターゲットに対する平均推定誤差 (degree)

Subject \ Training data set	Training data set			
	h1	h2	v1	v2
A	5.91	2.12	2.60	1.78
B	2.77	3.15	3.42	3.74
C	4.76	4.94	7.89	7.07
D	3.56	5.15	2.51	4.51
E	3.19	2.64	2.33	2.50
F	1.88	2.02	3.44	5.32
G	2.94	4.94	2.71	3.30
H	4.78	4.76	3.82	3.46
I	2.74	3.29	4.53	3.34

キング精度が影響していると考えられる。実験では評価用の静止ターゲットに関しては正しいターゲットの座標を目視で入力したが、学習用の動的なターゲットは CAMSHIFT アルゴリズムによるトラッキング結果を用いた。学習ターゲットが 0.8m 先にある場合には図 12 に示すとおりターゲットはカメラ上では直径約 15pixel の円となり、ターゲットが 1.6m の場合よりも大きくなる。このとき被験者がターゲットの中心を見ているにも関わらず、トラッキングの結果がターゲットの端を示した場合、学習段階で被験者が実際に見ている場所とトラッキング結果とで約 7.5pixel のずれが生じることとなる。なお、本環境では 1pixel のずれは約 0.2° に相当することがわかっており、7.5pixel のずれは約 1.5° の誤差に相当する。この学習データの取得の段階での被験者との実際の注視点とターゲットのトラッキング結果のずれが推定精度に大きく影響しているのではないかと考えられる。この点に関してはトラッキングアルゴリズムや学習用ターゲットを含めて今後再考する必要がある。同様に他

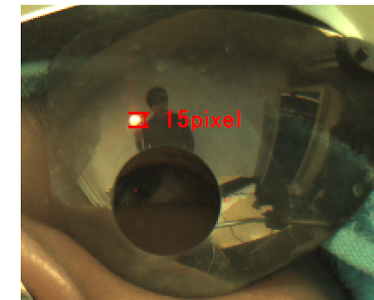


図 12 撮影画像上での 0.8m 先のターゲットの大きさ

表 3 0.8m 先のターゲットに対する平均推定誤差 (degree)

Test data set \ Training data set		Test data set			
		h1	h2	v1	v2
s1		3.33	2.81	2.74	4.36
h1		1.99	1.87	2.33	2.80
h2		2.06	1.72	2.10	2.51
v1		1.97	1.82	1.66	2.37
v2		2.64	2.45	2.45	1.89

表 4 0.8m 先の静止ターゲットに対する平均推定誤差 (degree)

Training data set \ Subject		Training data set			
		h1	h2	v1	v2
A		3.33	2.81	2.74	4.36
B		5.61	5.98	5.00	5.76
C		11.23	5.10	4.47	5.46
D		3.84	3.57	2.40	3.20
E		6.84	6.05	5.88	3.85
F		6.34	3.64	4.30	5.20
G		4.25	3.44	2.38	3.51
H		2.42	3.21	2.43	2.48
I		3.54	3.14	5.16	5.07

の被験者に対して推定を行った結果を表 4 に示す。

5.3 動的ターゲットに対する精度評価

視線推定結果を実際に用いるにあたり、静止物体を見ている状態だけでなく、移動物体を目で追っている状態を正確に推定できることは非常に重要であると考えられる。5.2 節では横方向中心にターゲットを動かした場合 (h1, h2) と縦方向中心にターゲットを動かした場合 (v1, v2) の計 4 組の学習データを取得した。本節ではこれらの学習データを相互に推定に用いることにより、移動物体に対する推定精度を求めると。

表 1, 3 に被験者 A に対する推定結果を示す。結果として平均推定誤差は $2^\circ \sim 3^\circ$ であり、動的ターゲットに対する推定精度が静止ターゲットに対する推定精度よりも良いことがわかった。これは、5.2 節で述べた動的ターゲットと静止ターゲットの座標の取得方法の違いが原因であると考えられる。

6. おわりに

本研究では住谷らの提案した広視野アイマークレコーダの性能を十分に引き出すことを目的とした視線推定手法を提案した。広視野アイマークレコーダは双曲面ハーフミラーを用いた全方位カメラ HyperOmni Vision を応用することで利用者の眼球とカメラ間の無視差、広視野という特性を持つ。この特性を活かすべく、アピアランススペースの視線推定手法を提案した。報告者らが過去に報告した、静止したターゲットを用いた学習データの取得による視線推定手法では約 1.8° の誤差で視線推定可能であるが、学習データの取得に約 10 分の時間が必要であった。本研究で提案した動的なターゲットを用いる手法では、評価実験により、約 2.5° 程度の推定誤差が発生するが、約 1 分と短時間で学習データが取得できること

を確認した。

今後の課題として、ターゲットトラッキング手法の改善、ターゲットを正確に注視しているデータの自動抽出、学習データ密度の正規化手法の再検討が課題である。特にターゲットトラッキング精度の向上は、動的ターゲットを用いた学習による視線推定精度の向上に大きく寄与し、結果として住谷らの広視野アイマークレコーダの利便性を飛躍的に高めることにつながると思われる。

参 考 文 献

- 1) A. T. Duchowski, "Eye Tracking Methodology: Theory and Practice, 2nd ed.," Springer (2007).
- 2) E. Sumiya, T. Mashita, K. Kiyokawa and H. Takemura, "A Wide-view Parallax-free Eye-mark Recorder with a Hyperboloidal Half-silvered Mirror," Proc. of the 16th ACM Symposium on Virtual Reality Software and Technology (VRST), pp. 19–22 (2009).
- 3) K. S. Rutley, "An Eye-mark Camera for Use in Driver Behaviour Studies," Medical and Biological Engineering and Computing, Springer Berlin/Heidelberg, Vol. 10, No. 1, pp. 101–103 (1972).
- 4) 野呂影勇, "図説エルゴノミクス入門", 培風館 (2003).
- 5) C. Hennessey, B. Nouredin and P. Lawrence, "A Single Camera Eye-Gaze Tracking System with Free Head Motion," Proc. of the 2006 Symposium on Eye Tracking Research & Applications (ETRA), pp. 87–94 (2006).
- 6) T. Ohno, N. Mukawa and S. Kawato, "Just Blink Your Eyes: A Head-Free Gaze Tracking System," Proc. of Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI), pp. 950–951 (2003).
- 7) C. H. Morimoto and M. R. M. Mimica, "Eye Gaze Tracking Techniques for Interactive Applications," Computer Vision and Image Understanding (CVIU), Vol. 98, No. 1, pp. 4–24 (2005).
- 8) Y. Matsumoto and A. Zelinsky, "An Algorithm for Real-time Stereo Vision Implementation of Head Pose and Gaze Direction Measurement," Proc. of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG), pp. 499–504 (2000).
- 9) T. Miyake, S. Haruta and S. Horihata, "Image Based Eye-gaze Estimation Irrespective of Head Direction," Proc. of IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Vol. 1, pp. 332–336 (2002).
- 10) T. Ishikawa, S. Baker, I. Matthews and T. Kanade, "Passive Driver Gaze Tracking with Active Appearance Models," Proc. of the 11th World Congress on Intelligent Transportation Systems (2004).
- 11) S. Baluja and D. Pomerleau, "Non-intrusive Gazetracking Using Artificial Neural Networks," Tech. Rep. CMU-CS-94-102, CMU (1994).
- 12) B. Shiele and A. Waibel, "Gaze Tracking Based on Facecolor," Proc. of International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition (FG), pp. 344–349 (1995).
- 13) L. P. Morency, C. Christoudias and T. Darrell, "Recognizing Gaze Aversion Gestures in Embodied Conversational Discourse," Proc. of International Conference on Multimodal Interfaces (ICMI), pp. 287–294 (2006).
- 14) Y. Ono, T. Okabe and Y. Sato, "Gaze Estimation from Low Resolution Images," Proc. of IEEE Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology (PSIVT), pp. 178–188 (2006).
- 15) H. Mori, T. Mashita, K. Kiyokawa and H. Takemura, "A Wide-view Parallax-free Eye-mark Recorder with a Hyperboloidal Half-mirror and Appearance-Based Gaze Estimation," IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (TVCG), 10.19/TVCG.2010.113 (2010).
- 16) 大野健彦, 武川直樹, 吉川厚, "2点補正による簡易キャリブレーションを実現した視線測定システム", 情報処理学会論文誌, Vol. 44, No. 4, pp. 1136–1149 (2003).
- 17) T. Nagamatsu, J. Kamahara and T. Iko, "One-point Calibration Gaze Tracking Based on Eyeball Kinematics Using Stereo Cameras," Proc. of the 2008 Symposium on Eye tracking Research & Applications (ETRA), pp. 95–98 (2008).
- 18) 藪内勉, 宮本孝典, 山本哲也, 片淵典史, 中山丈二, 下倉健一郎, "FreeGazeを用いた視線追跡に関する自動キャリブレーション", 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 104, No. 168, pp. 75–80 (2004).
- 19) Y. Sugano, Y. Matsushita and Y. Sato, "Calibration-free Gaze Sensing Using Saliency Maps," Proc. of the 23rd IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 2667–2674 (2010).
- 20) 宮里洸司, 木村昭悟, 高木茂, 大和淳司, 柏野邦夫, "MCMC-based particle filterを用いた人間の注視行動の実時間推定", 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 109, No. 64 pp. 83–88 (2009).
- 21) C. S. Lin, C. N. Chan, Y. L. Lay, J. F. Lee and M. S. Yeh, "An Eye-Tracking Human-Machine Interface Using an Auto Correction Method," Journal of Medical and Biological Engineering, Vol. 27, No. 2, pp. 105–109 (2007).
- 22) K. Yamazawa, Y. Yagi and M. Yachida, "Omnidirectional Imaging with Hyperboloidal Projection," Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Vol. 2, pp. 1029–1034 (1993).
- 23) G. R. Bradski, "Computer Vision Face Tracking for Use in a Perceptual User Interface," Intel Technology Journal, Vol. 1, No. Q2, pp. 1–15 (1998).