

頭部姿勢を考慮した視線方向推定に関する検討

船津 暢宏[†] 高橋 友和^{††} 出口 大輔^{†††} 井手 一郎[†] 村瀬 洋[†]

[†] 名古屋大学 大学院情報科学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} 岐阜聖徳学園大学 経済情報学部 〒500-8288 岐阜県岐阜市中鶉1丁目38番地

^{†††} 名古屋大学 情報連携統括本部 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

E-mail: †funatsun@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, ††takahashi@gifu.shotoku.ac.jp, †††ddeguchi@nagoya-u.jp,
†{ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp

あらまし 近年、カメラを用いて人物の視線方向を推定する技術が注目されている。しかし、実環境下で得られる人物画像は、低解像度であるほか、遮蔽や照明変化などを含むことが多く、高品質な目領域画像を必要とする従来手法の適用は難しい。そこで本研究では、体に対する顔の向きと顔の動きから視線方向を推定する手法を提案する。提案手法では、まず人物動画画像から姿勢情報を推定し、その結果に基づいて視線方向の尤度関数を計算する。そして、尤度が最大となる視線方向を推定結果として出力する。評価実験において、提案手法と従来手法の視線推定誤差を比較することにより、提案手法の有効性を確認した。

キーワード 視線方向推定, 顔の向き推定

A Study on Gaze Estimation from Person Images Using Head Pose Information

Nobuhiro FUNATSU[†], Tomokazu TAKAHASHI^{††}, Daisuke DEGUCHI^{†††},
Ichiro IDE[†], and Hiroshi MURASE[†]

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

^{††} Faculty of Economics and Information, Gifu Shotoku Gakuen University
Nakauzura 1-38, Gifu-shi, Gifu, 500-8288 Japan

^{†††} Information and Communications Headquarters, Nagoya University
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

E-mail: †funatsun@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, ††takahashi@gifu.shotoku.ac.jp, †††ddeguchi@nagoya-u.jp,
†{ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp

Abstract Gaze estimation techniques using a camera have widely been studied in recent years. Most existing methods require a high-quality image of the eye area. However, an eye image obtained under real environments is often in low resolution, affected by illumination changes, and occluded by sunglasses or head rotation. Thus, we propose a method that estimates a gaze direction accurately using pose information including the head direction, the body direction, and the head motion. The proposed method estimates the pose information from an input person image sequence. Then, it calculates a likelihood function of gaze directions using the estimated pose information. Finally, it outputs the gaze direction that maximizes the likelihood value as a gaze estimation result. Experimental results showed that the proposed method could estimate gaze directions more accurately than an existing method. This indicates the effectiveness of the proposed method.

Key words gaze estimation, face direction estimation

1. まえがき

近年、カメラを用いて人物の視線方向を推定する技術が注目されている。この技術は、運転者支援システムのためのドライバの運転状況理解や、デジタルサイネージにおける広告効果測定などに応用されている [1], [2], [3]。運転者支援システムにおいて、カメラを用いた視線計測結果を利用した技術が注目されている。視線方向を計測することで、運転者の状態をシステムが把握できれば、運転行動の危険性を事前に検知して警告することにより、事故を防止できると考えられる。具体的には、運転者が赤信号を見逃して交差点に進入することを防止するための警告や、ミラーを確認せずに左右折や車線変更を行うことを防止するための警告などが、事故の防止に有効であると考えられる。また、視線計測を屋外広告の広告効果の測定に利用することが検討されている。近年、デジタルサイネージと呼ばれる、屋外広告や交通広告に大型ディスプレイを用いる広告媒体が急速に普及している。デジタルサイネージでは、任意のタイミングで提示するコンテンツを変更できるため、実時間性が高い広告効果測定が必要になる。これらの要求を満たすための方法の1つとして、カメラによって広告効果を測定する研究が行われている [3]。

このように、カメラから人物の視線情報を取得することは様々な場面で有用である。カメラから視線方向を推定する手法の1つとして、目領域画像中の虹彩の位置を利用する手法がある [4], [5], [6], [7]。この手法では、高解像度なカメラや専用の装着型デバイスなどを用いて、高品質な目領域画像を得る必要がある。しかし実環境下で得られる人物画像は、低解像度であるほか、遮蔽や照明変化などを含むことが多く、高品質な目領域画像を安定して取得することは難しい。一方、顔領域は目領域と比較して大きく映る画像を取得しやすいため、目領域よりも安定して検出できると考えられる。そのため、検出された顔領域からその向きを推定し、それを視線方向とみなして近似的に用いる方法がある [8]。この方法は、視線方向が顔の向きを中心として確率的に分布するという仮定に基づいている。しかし、実際には、顔の向きだけでなく、体の向きやそれらの時間変化、人物が置かれている状況なども視線方向に影響を及ぼす。例えば、眼球と首の可動範囲や可動速度の違いから、体に対する顔の向きやその時間的な変化が、その分布の形状に偏りを生じさせると考えられる。また、車の運転などの特殊な状況下では、通常とは異なる視線方向の分布が生じると考えられる。

本研究では、人物動画画像から目領域の検出が困難な状況において、視線方向の推定精度を向上することを目的とする。そのために、従来研究で用いられている顔の向きに加えて、体の向きおよび顔の動きを含む姿勢情報を利用する手法を提案する。

2. 提案手法

2.1 アプローチ

提案手法は図1のように、撮影された人物画像から視線方向の推定を行う。このとき、視線方向の推定精度を向上させるため、以下の2つのアプローチをとる。

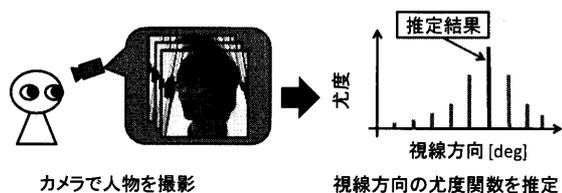


図1 人物動画画像からの視線方向推定

- 人物動画画像から推定された姿勢情報に基づいて視線方向を推定する。

- 視線方向の推定結果を尤度関数として得る。

1つ目のアプローチに関して、以下の2つの姿勢情報を考慮する。

(a) 体に対する顔の向き

顔の向きに加えて体の向きを考慮する。例えば、振り返って後方にあるものに注目するとき、視線方向と顔の向きは一致しないことが多い。さらに、動画画像中に映った人物が、振り返っている状態であるか否かは、顔の向きのみからは判別できない。そこで、顔の向きだけでなく、体の向きとの相対的な関係、つまり体に対する顔の向きを考慮することで、より正確に視線方向が推定できると考えられる。

(b) 顔の動き

顔の動きもまた、視線方向と大きく関係すると考えられる。例えば、顔の向きが同じであっても、体に対する顔の向きが右から左に変化する場合と、左から右に変化する場合には視線方向は異なると考えられる。

2つ目のアプローチに関して、以下の3つの尤度関数を用いる。

(c) 姿勢情報に対する視線方向の尤度関数

姿勢情報（体に対する顔の向き、顔の動き）の正確な値が得られたとしても、これとは独立に眼球には可動範囲が存在するため、視線方向を姿勢情報から一意に定めることはできない。この曖昧さを表現するため、視線方向と姿勢情報の関係を事前の計測結果から学習し、これを姿勢情報が得られたときの視線方向の条件付き尤度関数として表現する。

(d) 人物画像に対する姿勢情報の尤度関数

人物動画画像が低解像度であったり、照明変化や局所的な遮蔽が存在する場合には、画像処理による姿勢推定結果がこれらの影響を受けるため、人物動画画像から正確な姿勢情報を推定することは困難である。そこで、人物動画画像が得られたときの姿勢情報についても、条件付き尤度関数として表現する。

(e) 人物画像に対する視線方向の尤度関数

上記の2つの条件付き尤度関数を統合し、人物動画画像が得られたときの視線方向の条件付き尤度関数を得る。最終的に、この条件付き尤度関数の尤度が最大となる視線方向を推定結果として出力する。

2.2 処理の流れ

提案手法における処理の流れを図2に示す。提案手法は、事前に行う学習段階と、視線推定を行う推定段階に分けられる。学習段階では、被験者実験を実施し、姿勢情報 p が得られた

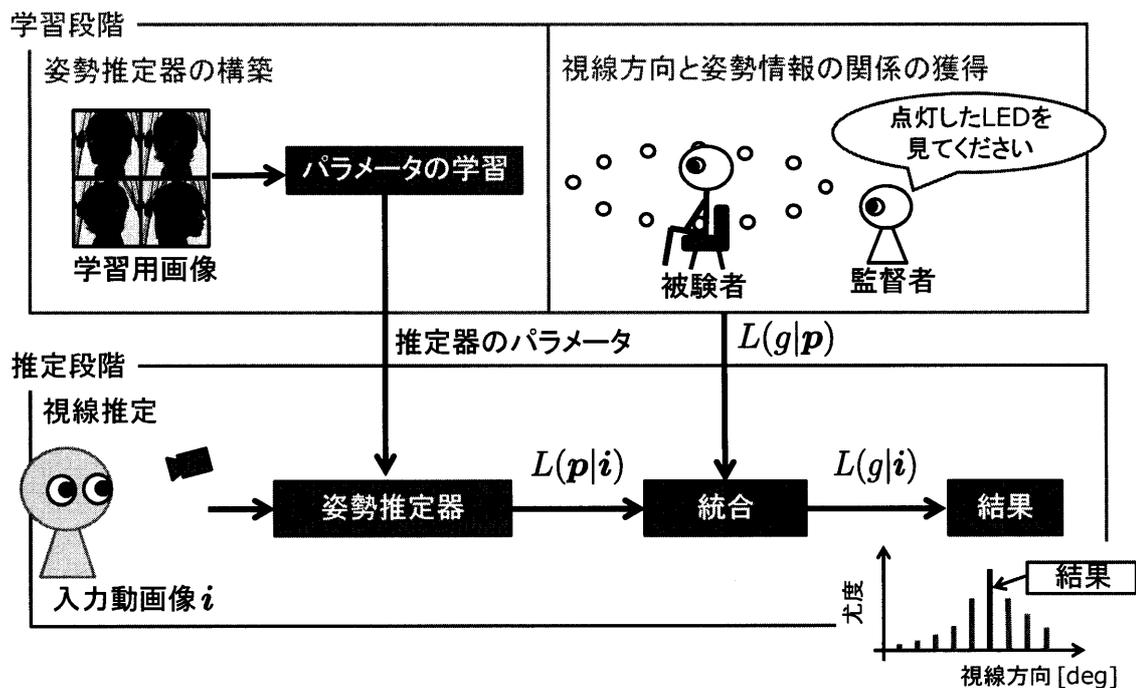


図2 提案手法における処理の流れ

ときの視線方向 g の条件付き尤度関数 $L(g|p)$ を得る。さらに、統計的学習手法を用いて姿勢推定器を構築する。推定段階では、学習段階で構築した姿勢推定器を用いて、入力された人物動画画像 i から姿勢情報 p を推定し、条件付き尤度関数 $L(p|i)$ を計算する。そして、これらの尤度関数を統合し、人物動画画像 i が得られたときの視線方向 g の条件付き尤度関数 $L(g|i)$ を得る。最後に、尤度が最大となる視線方向を推定結果として出力する。

ここで、 $i = (f_t^T, f_{t-10}^T)^T$ は、人物動画画像の t 番目のフレーム画像の画素値を要素として持つベクトルを f_t と、その10フレーム前の f_{t-10} を並べたベクトルである。また本研究では、視線方向と姿勢情報は全て水平方向のみを考える。従って、姿勢情報はベクトル $p = (p_F, p_M)^T$ で表せる。ここで、 p_F は体に対する顔の向き、 p_M は顔の動きを表す。顔の動き p_M は、左に動いている (L)、変化なし (S)、右に動いている (R) の3状態を持つとする ($p_M = \{L, S, R\}$)。そして、水平方向の視線方向はスカラー値 g で表わす。

次節からは各段階の詳細を説明する。

2.2.1 学習段階

学習段階は、視線方向と姿勢情報の関係の獲得と、姿勢推定器の構築の2つの処理に分けられる。

(a) 視線方向と姿勢情報の関係の獲得

姿勢に基づく視線の尤度関数 $L(g|p)$ を得るために、視線方向と姿勢情報の組を大量に取得する。以下では、 $L(g|p)$ を得るために行った被験者実験について述べる。

被験者実験の概要を図3に示す。実験ではまず、LEDを36個用意し、図3(a)のように、半径2mの円周上に10度間隔で設置した。このLEDはPCにより点灯位置を自由に制御できる。また、円の中心に、0度方向が正面となるように椅子を設

置した。そして、体の向きを0度に固定するため、被験者に椅子に着席してもらった。以降、被験者から見て右方向は+、左方向は-の角度で表記する。次に、点灯したLEDへ注目するよう被験者に指示し、このときの被験者の顔の向きを測定した。これにより、視線方向(LEDの点灯位置)と、体に対する顔の向きの組を得た。そして、視線の移動に伴う体に対する顔の向きの変化を取得するために、LEDの点灯位置を変化させ、そのときの視線方向と姿勢情報の組をフレームごとに測定した。

LED点灯位置のパターンについて詳細を述べる。LEDの点灯位置を-180度から0度を通して180度を往復するように連続して動かした。まず、0度の位置からLEDの点灯を始め、+方向に一定の時間間隔で順番に点灯させる。そして180度のLEDが点灯したら折り返し、今度は180度から0度、-180度まで動かす。-180度の位置に来たら再び折り返し、0度まで来たところで1往復とし、これを5往復行う。この5往復を1回とし、隣のLEDへ点灯位置を切り替えるまでの間隔を、300, 250, 200, 150, 100, 75, 50 msecと変化させて計7回測定した。これを1セットとして6セットの測定を行った。

また、姿勢推定器用の学習画像と次節の視線方向推定実験にて使用するテストデータを得るために、上記の6セットとは別に2セットの測定を行い、その様子を被験者正面に設置したカメラを用いて撮影した。

測定した6セット分のデータについて、体に対する顔の向き p_F を10度間隔で量子化したあと、ある時点のフレーム中の顔の向きと10フレーム前の顔の向きの差が0度ならば $p_M = S$ 、0度より小さければ $p_M = L$ 、0度より大きければ $p_M = R$ とし、各動き、各向きにおける視線方向の測定回数のヒストグラムをグラフの形で作成した。その結果を図4に示す。ここでは、

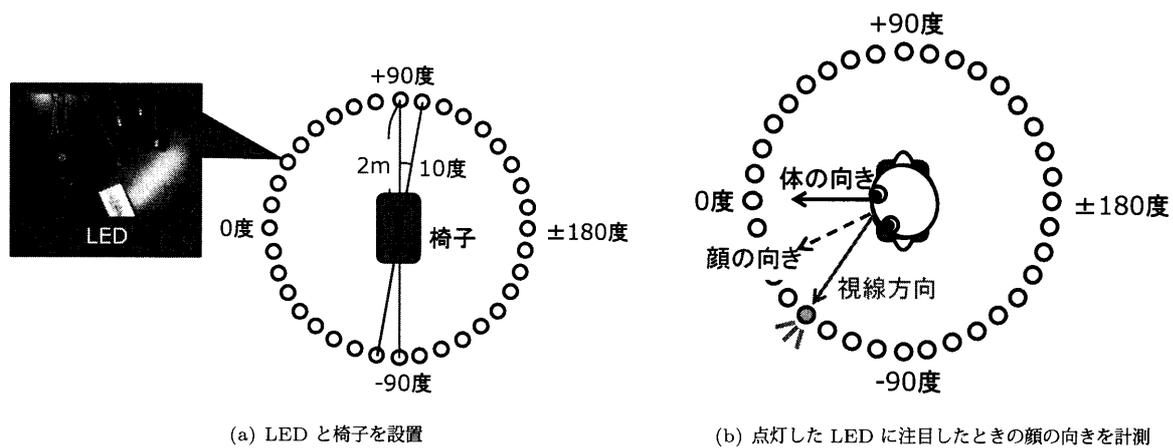


図 3 被験者実験の概要

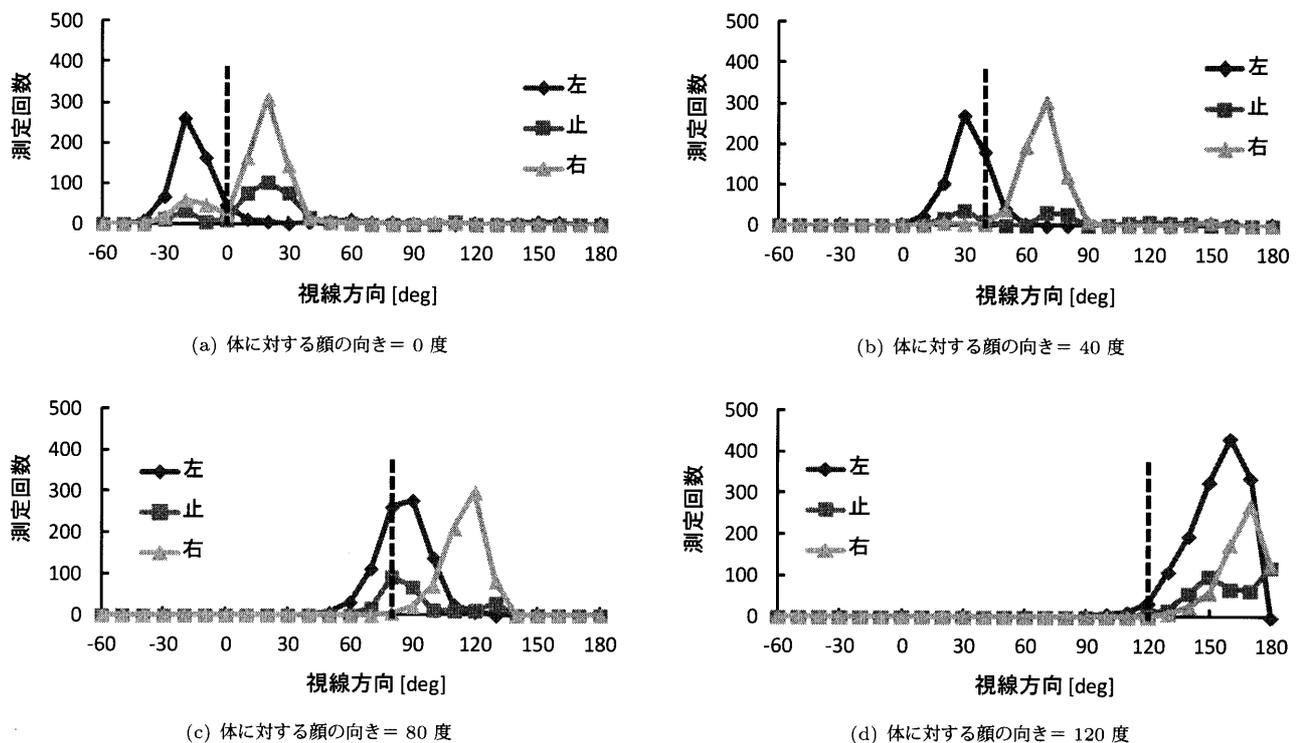


図 4 $L(g|p)$ の調査結果の例

グラフの横軸、縦軸はそれぞれ視線方向と計測された回数を示し、赤い破線は体に対する顔の向きを示している。また、視線方向の分布を顔の動きごとに異なる色で描画した。これらのグラフより、顔の向きが左に動いているときは視線方向も左に、顔の向きが右に動いているときは視線方向も右に分布することが分かる。また、体に対する顔の向きが大きくなるにつれて、視線方向の分布中心が顔の向きから離れていくことが分かる。この被験者実験から得られたヒストグラムを、姿勢情報に基づく視線の尤度関数 $L(g|p)$ として用いる。

(b) 姿勢推定器の構築

ここでは体に対する顔の向き推定器と、顔の動き推定器を構築する必要がある。ただし本報告では、体の向きは 0 度に固定されていると仮定するため、顔の向き推定器を体に対する顔の向き推定器として用いる。

人物の姿勢推定を行うことを目的とした研究は多数ある [9], [10] が、その中から本研究では、固有空間法に基づく姿勢推定器を構築する。固有空間法は次元削減手法の 1 つである主成分分析に基づく手法であり、線形空間における学習用人物画像の分布の分散を最大化する部分空間を求め、その部分空間上で画像間の照合を行うものである。この部分空間を固有空間と呼ぶ。この固有空間は学習した画像の特徴的な変化を良く表す空間であると考えられ、元の画像空間より少ない計算量で姿勢推定を行うことができる。また、ノイズの影響を抑える効果もある。固有空間法では、入力された人物画像から顔の向きと顔の動きを推定するために、学習用画像の平均画像と、固有空間の基底ベクトル、およびその固有空間に射影された学習用画像をそれぞれ求める必要がある。

まず、顔の向き推定器の構築方法について以下で説明す

る。顔の向きが既知である学習用人物画像セットを $\mathcal{X}_F = \{\mathbf{x}_i \mid i = 0, 1, \dots, k\}$ とする。ここで、 \mathbf{x}_i は画像の画素値を並べたベクトルであり、 k は画像枚数である。これらの画像の平均画像 $\bar{\mathbf{x}}_F$ と、固有ベクトルを固有値が大きい順に n 個並べた行列 $\mathbf{E}_F = [\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_n]$ および、学習用画像セット \mathcal{X}_F を \mathbf{E}_F を用いて固有空間に射影した学習用画像セット $\mathcal{X}'_F = \{\mathbf{x}'_i \mid i = 1, 2, \dots, k\}$ を求める。 $\bar{\mathbf{x}}_F$ 、 \mathbf{E}_F および \mathcal{X}'_F は推定段階で姿勢情報の尤度を求めるために使用する。

次に、顔の動き推定器の構築方法を説明する。本手法では、顔の動き推定のための学習用画像として、ある時点のフレーム中の人物画像から 10 フレーム前の人物画像を引いた差分画像を用いる。また、全ての学習用差分画像に対し、現在フレームの顔の向きと 10 フレーム前の顔の向きの違いから、左に動いている (L)、右に動いている (R)、静止している (S) の 3 種類のラベルを付与する。そして顔の向きの場合と同様に、学習用差分画像セット \mathcal{X}_M から平均画像 $\bar{\mathbf{x}}_M$ と固有空間の基底を並べた行列 \mathbf{E}_M を計算し、固有空間上に射影した学習用画像セット \mathcal{X}'_M を求めておく。

2.2.2 推定段階

推定段階は、人物動画像からの姿勢情報の推定と尤度関数の統合の 2 つの処理で構成される。

(a) 人物動画像からの姿勢情報の推定

人物動画像から姿勢情報を推定し、人物動画像に基づく姿勢情報の尤度関数 $L(\mathbf{p}|\mathbf{i})$ を計算する。 $L(\mathbf{p}|\mathbf{i})$ は、顔の向きと顔の動きについてそれぞれ推定してから、それらの結果を乗じることで得る。以下、各計算について詳細を述べる。まず、 \mathbf{f}_t における顔の向きを推定するために、学習段階で求めた固有空間における学習画像との Euclid 平方距離を比較する。 \mathbf{f}_t から平均画像を引き、固有空間上に射影に射影したベクトルを \mathbf{f}'_t とすると、 \mathbf{f}'_t は以下の式で計算できる。

$$\mathbf{f}'_t = \mathbf{E}_F^T (\mathbf{f}_t - \bar{\mathbf{x}}_F) \quad (1)$$

その後、固有空間上で、 \mathbf{f}'_t と学習用画像 $\mathbf{x}'_F \in \mathcal{X}'_F$ との Euclid 平方距離を求め、各顔向きごとに最小の距離 $d(p_F|\mathbf{f}_t)$ を記録する。そして、距離の逆数を計算し、これを \mathbf{f}_t が得られたときの顔の向き p_F の条件付き尤度関数 $L(p_F|\mathbf{f}_t)$ とする。

次に、入力人物動画像から顔の動きを推定するために、 \mathbf{f}_t と \mathbf{f}_{t-10} の差分画像 $\mathbf{f}_t - \mathbf{f}_{t-10}$ を求める。顔の動きの場合と同様に、学習段階で求めた $\bar{\mathbf{x}}_M$ と \mathbf{E}_M を用いて差分画像を固有空間上に射影し、入力画像と学習画像 $\mathbf{x}'_M \in \mathcal{X}'_M$ の距離を求める。そして、この距離の逆数を計算し、これを $\mathbf{f}_t - \mathbf{f}_{t-10}$ が得られたときの顔の動き p_M の条件付き尤度関数 $L(p_M|\mathbf{f}_t - \mathbf{f}_{t-10})$ とする。

最後に、図 5 のようにそれぞれ独立に求めた入力画像に基づく顔の向き尤度 $L(p_F|\mathbf{f}_t)$ と、顔の動き尤度 $L(p_M|\mathbf{f}_t - \mathbf{f}_{t-10})$ の直積を計算し、次式のように人物画像に基づく姿勢の尤度関数 $L(\mathbf{p}|\mathbf{i})$ を得る。

$$L(\mathbf{p}|\mathbf{i}) = L(p_F|\mathbf{f}_t)L(p_M|\mathbf{f}_t - \mathbf{f}_{t-10}) \quad (2)$$

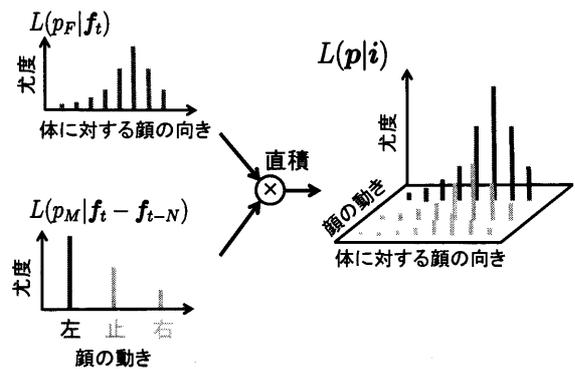


図 5 $L(p_F|\mathbf{f}_t)$ と $L(p_M|\mathbf{f}_t - \mathbf{f}_{t-10})$ の直積により $L(\mathbf{p}|\mathbf{i})$ を計算

(b) 尤度関数の統合

得られた $L(\mathbf{p}|\mathbf{i})$ と、学習段階で獲得した姿勢情報に基づく視線の尤度関数 $L(g|\mathbf{p})$ を次式によって統合し、人物画像に基づく視線の尤度関数 $L(g|\mathbf{i})$ を求める。

$$L(g|\mathbf{i}) = \sum_{\mathbf{p}} L(g|\mathbf{p})L(\mathbf{p}|\mathbf{i}) \quad (3)$$

最後に $L(g|\mathbf{i})$ のうち、尤度が最大となる視線方向を最終的な視線推定結果として出力する。

3. 視線推定実験

提案手法の有効性を調査するため、視線推定実験を行った。

3.1 実験条件

視線推定精度の評価には、体に対する顔の向きと顔の動きを用いた提案手法による推定結果の、実際の測定結果に対する Root Mean Square Error (RMSE) を計算した。比較のため、顔の向き推定結果を視線方向とする従来手法の RMSE と、体に対する顔の向きのみを用いた提案手法の RMSE を計算した。以降、体に対する顔の向きと顔の動きの両方を考慮した手法を提案手法 (顔の動きあり)、体に対する顔の向きのみを考慮した手法を提案手法 (顔の動きなし) と表記する。提案手法 (顔の動きなし) では、前節の測定結果 (図 4) において、全ての顔の動きの分布を体に対する顔の向きごとに足し合わせたものを $L(g|\mathbf{p})$ として用いた。また、視線推定実験のテストデータおよび、姿勢推定器を構築するための学習画像を得るために、前節で撮影した映像から、視線推定実験のテストデータおよび、姿勢推定器を構築するための学習画像を取得した。2 セットのデータのうち、一方のデータを姿勢推定のための固有空間の学習用として、もう一方をテストデータとして用いた。顔の向き推定に用いる固有空間は、各顔の向きから 20 枚ずつランダムに選択し、それぞれに対し位置ずれを発生させた計 13,500 枚 (20 枚 \times 27 方向 \times 25 位置ずれ) の学習画像から計算した。また、顔の動き推定に用いる固有空間は、各顔の向き、各顔の動きから 20 枚ずつランダムに選択し、それぞれに対し位置ずれを発生させた計 40,500 枚 (20 枚 \times 27 方向 \times 3 顔の動き \times 25 位置ずれ) の差分画像から計算した。

3.2 実験結果と考察

図 6 に各視線方向に対する提案手法と従来手法の推定誤差

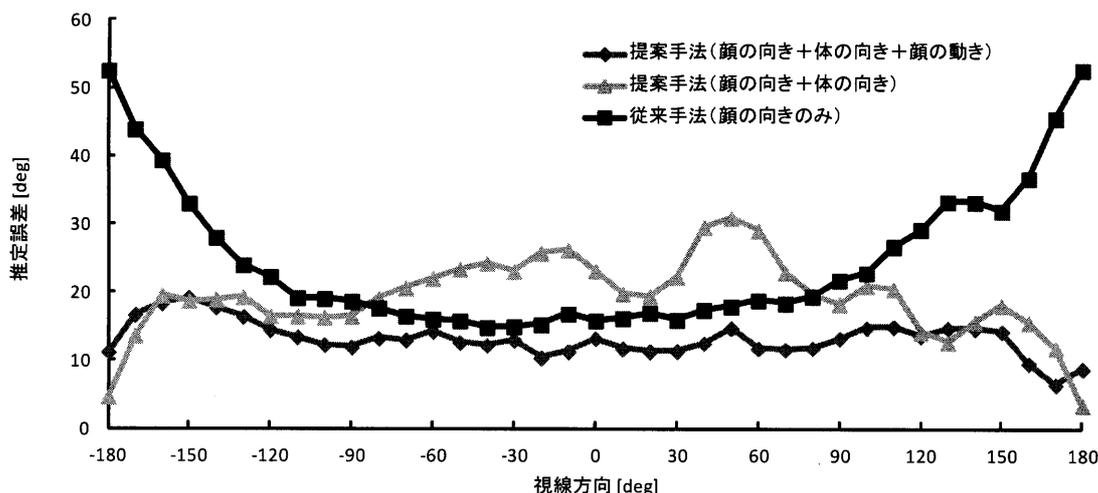


図6 視線推定誤差の比較

を示す。図から、ほとんどの場合において、提案手法（顔の動きあり）が従来手法（顔の向きのみ）より精度よく推定できたことがわかる。特に、体の正面に対する視線方向の角度が大きい場合、従来手法の推定誤差と比較し提案手法の推定誤差が大きく減少した。これは、体にする顔の向きを利用したことで、図4に示したように、体に対する顔の向きが大きくなるほど、視線方向の分布中心が顔の向きから離れていくことが考慮できたためであると考えられる。また、提案手法（顔の動きあり）と提案手法（顔の動きなし）を比較すると、顔の動きを利用した方が推定精度が良いことがわかる。これは、図4で示したように、顔の向きが右に変化するとき、左に変化するときで、視線方向が異なることが考慮されたためであると考えられる。

4. むすび

本報告では、人物動画からの目領域の検出が困難な状況において、高精度な視線方向推定を実現するために、体に対する顔の向きおよび顔の動きを、視線方向の推定に利用する手法を提案した。提案手法は、まず人物動画から姿勢情報を推定し、その結果に基づいて視線方向の尤度関数を計算し、尤度が最大となる視線方向を推定結果として出力するものであった。評価実験では、視線の推定に顔の向きに加え、体の向きと顔の動きを用いた提案手法の推定誤差と、顔の向きのみを用いた従来手法の視線推定誤差を比較した。評価実験の結果から、提案手法の推定誤差は従来手法よりも小さいことがわかった。このことから、提案手法の有効性を確認した。今後の課題として、被験者数を増やしての実験、体の向き推定器の導入、視線推定に影響する他の要因への対応などが挙げられる。

謝辞

日頃より熱心に御討論頂く名古屋大学村瀬研究室諸氏に深く感謝する。本研究の一部は、科学技術研究費補助金による。また、本研究では画像処理に MIST ライブラリ (<http://mist.murase.m.is.nagoya-u.ac.jp/>) を使用した。

文献

- [1] 上坂竜規, 野田雅文, 目加田慶人, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬洋, “ドライバの視線情報を利用した運転行動予測,” 信学技報, PRMU2011-19, May 2011.
- [2] Q. Ji and X. Yang, “Real-time eye, gaze, and face pose tracking for monitoring driver vigilance,” Real-Time Imaging, vol.8, issue 5, pp.357-377, Oct. 2002.
- [3] 安藤慎吾, 鈴木章, 小池秀樹, “アピアランスベースの顔向き推定を利用した広告の注目度測定法,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU) 2008 予稿集, pp.1664-1665, Jul. 2008.
- [4] R. Newman, Y. Matsumoto, S. Rougeaux and A. Zelinsky, “Real-time stereo tracking for head pose and gaze estimation,” Proc. 4th IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition 2000 (FG2000), pp.122-128, Mar. 2010.
- [5] J. Wang and E. Sung, “Study on eye gaze estimation,” IEEE Trans. Syst. Man Cybernetics Part B, vol.32, issue 3, pp.332-350, June 2002.
- [6] L.Q. Xu, D. Machin and P. Sheppard, “A novel approach to real-time non-intrusive gaze finding,” Proc. British Machine Vision Conf. (BMVC) 1998, pp.428-437, Jan. 1998.
- [7] K.H. Tan, D.J. Kriegman and N. Ahuja, “Appearance-based eye gaze estimation,” Proc. 6th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision (WACV2002), pp.191-195, Dec. 2002.
- [8] A. Doshi and M.M. Trivedi, “Attention estimation by simultaneous observation of viewer and view,” Proc. 4th IEEE Workshop on CVPR for Human Communicative Behavior Analysis (CVPR4HB), pp.21-27, June 2010.
- [9] M. La Cascia, S. Sclaroff and V. Athitsos, “Fast, reliable head tracking under varying illumination: An approach based on registration of texture-mapped 3D models,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.22, issue 4, pp.322-336, Apr. 2000.
- [10] B. Daubney, D. Gibson and N. Campbell, “Estimating pose of articulated objects using low-level motion,” Computer Vision and Image Understanding, vol.116, issue 3, pp.330-346, Mar. 2012.