

複数視点物体認識における視点配置の決定法

松ヶ野修功[†] 高橋 友和[†] 井手 一郎[†] 目加田慶人^{††} 村瀬 洋[†]

[†] 名古屋大学大学院情報科学研究科

^{††} 中京大学生命システム工学部

あらまし 本研究では、複数視点による物体認識手法において精度よく認識が行える視点配置を決定する手法について述べる。我々はこれまでに複数の視点を用いた物体認識及びポーズなどのパラメータ推定に関する研究を行ってきた。その結果、複数の視点を利用することにより単一の視点による認識よりも高い精度が得られること、また、その精度は視点の配置に大きく依存し、更にその視点配置も認識を行う対象の物体形状により大きく変化することが解っている。しかし、これまでは全視点配置に対して実際に認識実験を行うことでしか最適な視点配置が得られなかった。そこで本研究では、物体画像を学習した際に作成される固有空間上の多様体の幾何学的性質を手がかりに、その物体セットにおいて認識に適した視点配置を決定する手法を提案する。実験では、四つの物体セットに対して本手法による視点配置の推定を行った。その結果と実際の複数視点物体認識の結果を比較したところ、認識率の高い視点配置を良好に推定することができた。

キーワード 複数視点, 視点配置, パラメトリック固有空間法, 多様体

Camera Arrangement for Object Recognition using Multiple-Viewpoint Images

Osanori MATSUGANO[†], Tomokazu TAKAHASHI[†], Ichiro IDE[†], Yoshito MEKADA^{††}, and
Hiroschi MURASE[†]

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University

^{††} Life System Science and Technology, Chukyo University

Abstract In this paper, we propose a method to recognize objects and estimate their pose using multiple-viewpoint images, and also a method to estimate the optimal camera arrangement to recognize the objects accurately. In multiple-viewpoint object recognition, camera arrangement is important, since it affects the recognition accuracy directly. In general, the optimal camera arrangement to recognize one object set is determined by examining the recognition accuracy for all possible camera arrangements, at the expense of a great amount of time. In order to avoid this procedure, this paper proposes a method to estimate the optimal camera arrangement to recognize given objects accurately, referring to the geometric feature of the manifold in the eigenspace, projected by training object images. We evaluated the method through an experiment, applied to four object sets in order to compare the pose estimation ability with the result from the proposed multiple-viewpoint object recognition method, which showed that the proposed method can estimate the optimal camera arrangement for multiple-viewpoint object recognition.

Key words Multiple-viewpoint, Camera arrangement, Parametric eigenspace, Manifold

1. はじめに

2次元画像による3次元物体の認識は、画像監視、画像を用いたヒューマンインタフェース、産業応用などにおける重要な要素技術であり、その代表的な手法に、パラメトリック固有空間法 [1] がある。これは、連続的に変化する3次元物体の向きや光源変化に反映した多数の2次元画像から固有空間を作成しておき、入力画像中の物体の種類のほか、向きや光源などのパラメータを推定するものである [2]。

一方、画像監視などの応用場面においては、遠方からの撮影や広角カメラでの撮影が予想される。その場合撮影される画像は解像度が低く雑音の大きい低品質な画像である。そのため、このような場合には、1枚の画像からだけでは精度よく認識することは困難と考えられる。

1枚の画像からの認識が困難な場合のアプローチとして、Active vision を利用する方法がある [3] [4] [5]。特に [5] では、Active vision をパラメトリック固有空間法に適用し、認識精度の向上を図っている。しかし、この視点制御はロボットなど観測者が移動する場合には有効であるが、室内での画像監視などでは、視点を移動させる装置が別に必要であり、あらかじめ複数の視点を設置する方が効率的である。また、視点を移動させることにより発生する時間差も、複数視点により同時に撮影ができれば無視できる。

これまでに我々は、パラメトリック固有空間法を複数視点での認識に拡張することで、低品質な画像から精度よく認識を行う研究に取り組んできた [6] [7]。これまでに、複数の視点を効率的に配置することで高い認識精度が得られること [6]、高い認識精度を得るための複数の視点の配置は、認識する物体セットに大きく依存することを明らかにしてきた [7]。しかし、これまでは新たな物体セットに対して学習を行ったとしても、認識に適した視点配置は実験的に求めるしかなかったが、考えられる全ての視点配置に対して物体認識およびパラメータの推定実験を行うことは現実的ではない。

そこで本研究では物体に対する学習処理によって得られる、固有空間上における個々の物体を表現する多様体間の距離・多様体内の点間の距離を利用することで、認識に適した視点配置を推定する手法を提案する。そして、実験においては本手法で推定した視点配置が、実際の複数視点を用いた認識結果において高い認識精度をもたらすことを示す。

2. パラメトリック固有空間の作成

本手法は、認識に適した視点配置を推定するのに、パラメトリック固有空間法 [1] により物体の学習画像から作成される固有空間上の多様体 (図 1) を利用する。そこで本節では学習画像から固有空間上の多様体を作成するプロセスを簡単に説明する。固有空間は、全物体の学習画像から作成し、物体の種類を識別する“ユニバーサル固有空間”と、各物体の学習画像ごとに作成し、その物体における光源やポーズ (物体の向き) を推定する“オブジェクト固有空間”を作成するものとする。なお、詳細は [1] に譲る。

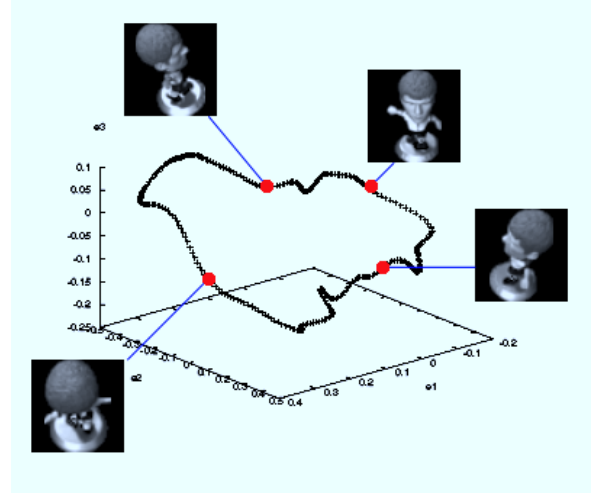


図 1 固有空間上の多様体．固有空間上における、ある物体の多様体の例．各画像は多様体上の各点に対応したポーズの画像である．

2.1 学習画像の正規化

それぞれの学習画像に対して2段階の正規化を施し、ベクトル x を作成する。まず、入力画像から物体部分を切り出し、あらかじめ定める大きさの正方形に接するように拡大・縮小する (大きさの正規化)。次に、その画像をラスタスキャンし、画素値を要素とするベクトル \hat{x} を作成する。そしてその大きさが1となるように、

$$x = \hat{x} / \|\hat{x}\| \quad (1)$$

とする (値の正規化)。

2.2 固有ベクトルの計算

学習画像を正規化したベクトル x から、行列

$$X = [x_{1,1}^{(1)} - c, x_{2,1}^{(1)} - c, \dots, x_{r,l}^{(p)} - c, \dots, x_{R,L}^{(P)} - c] \quad (2)$$

を得る。ここで、 p は学習を行う物体の種類、 r は物体のポーズ、 l は光源の状態を表すパラメータであり、 c は全物体の学習画像から作成した平均画像

$$c = \frac{1}{PRL} \sum_{p=1}^P \sum_{r=1}^R \sum_{l=1}^L x_{r,l}^{(p)} \quad (3)$$

である。そして、 X から共分散行列

$$Q = XX^T \quad (4)$$

を作成し、固有方程式を解くことで、ユニバーサル固有空間における固有ベクトル e_i を得る。ここで、 e_i は対応する固有値 λ_i の大きい順に並んでいるものとする。

$$\lambda_i e_i = Q e_i \quad (5)$$

ここで、 e_i は対応する固有値 λ_i の大きい順に並んでいるものとする。

また、上記の手順を各物体の学習画像ごとに行うことで、オブジェクト固有空間における固有ベクトルを求める。物体 m のオブジェクト固有空間は、行列

$$\mathbf{X}^{(m)} = [\mathbf{x}_{1,1}^{(m)} - \mathbf{c}^{(m)}, \mathbf{x}_{2,1}^{(m)} - \mathbf{c}^{(m)}, \dots, \mathbf{x}_{R,L}^{(m)} - \mathbf{c}^{(m)}] \quad (6)$$

の共分散行列 \mathbf{Q} を求め、固有方程式

$$\lambda_i^{(m)} \mathbf{e}_i^{(m)} = \mathbf{Q}^{(m)} \mathbf{e}_i^{(m)} \quad (7)$$

を解くことで、物体 m におけるオブジェクト固有空間の基底ベクトルとなる $\mathbf{e}_i^{(m)}$ を得ることができる。ここで、 $\mathbf{c}^{(p)}$ は物体 p の平均画像である。なお、本実験では [8] の計算量の軽減を利用している。

2.3 固有空間への投影

先ほど得られた固有ベクトル $\mathbf{e}_i, \mathbf{e}_i^{(p)}$ を基底とする空間がそれぞれユニバーサル固有空間、オブジェクト固有空間となり、物体ごとにこれらの固有空間へとベクトル \mathbf{x} を投影することで、固有空間における各物体を表現する多様体を作成する。ベクトル \mathbf{x} の固有空間への投影は、

$$g_{r,l}^{(p)} = [\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_k]^T (\mathbf{x}_{r,l}^{(p)} - \mathbf{c}) \quad (8)$$

$$h_{r,l}^{(p)} = [\mathbf{e}^{(p)1}, \mathbf{e}^{(p)2}, \dots, \mathbf{e}^{(p)k}]^T (\mathbf{x}_{r,l}^{(p)} - \mathbf{c}^{(p)}) \quad (9)$$

で表される。この投影を物体の学習画像から作成されるベクトル $\mathbf{x}_{r,l}^{(p)}$ の全パラメータについて行うことで、ユニバーサル固有空間における多様体 $g^{(p)}(\theta_1, \theta_2)$ 、オブジェクト固有空間における多様体 $h^{(p)}(\theta_1, \theta_2)$ を作成する。ここで、多様体のパラメータ θ_1, θ_2 は学習画像のパラメータ、すなわちポーズ（物体の向き）の変化や照明の変化に対応するパラメータであり、学習画像のパラメータ数に応じて変化する。

3. 最適な視点配置の決定

本節では、固有空間上に作成された多様体から、その多様体が表現する物体の認識に適した視点配置を推定する手法について述べる。固有空間上の多様体は、物体の学習段階において作成される。任意の物体セットに対して、その多様体を利用して認識に適した視点配置を推定することができれば、視点配置設計のとき、実際に考えられる全ての視点配置における認識実験を行う必要がなくなり、より容易に複数視点による物体認識を実装することが可能となる。

以下、固有空間における物体認識およびパラメータ推定の特徴について簡潔に説明し、認識に適した視点配置の推定方法について述べる。

3.1 パラメトリック固有空間における認識

パラメトリック固有空間法において認識を行う場合、入力画像を固有空間へと投影し、最も距離の近い多様体上の点を探すことで物体の認識及びパラメータの推定を行う。この認識が失敗するとき、たとえば、画像に雑音が含まれていたり物体部分の切り出しの失敗があるときは、その物体・パラメータの画像が本来投影されるべき位置から離れた位置へと投影される。このとき他の物体やパラメータの点との距離が正解の点との距離よりも小さくなることで誤認識をおこす。

複数視点による認識 [6] [7] は、視点配置による拘束条件を用いて、固有空間上における点同士の距離の比較を視点の数だけ

行うことに対応する。このことによって認識精度が向上するのは、ある視点において得られる画像が雑音などの影響によって他の物体・パラメータを表す多様体の点の近くに投影されても、他の視点での画像の投影と統合した距離値で比較を行うことによって、結果的に正解の物体・パラメータとして認識できるからである。

このことから、精度の良い認識が行える複数視点の配置とは、固有空間上において多様体同士、もしくは多様体内でのパラメータ間での距離が大きくなるような配置であるといえる。このような配置では、雑音などの影響で入力画像の投影点が本来の物体・パラメータの投影点と離れた位置に投影されたとしても、誤認識の可能性が少なくなる。そこで本研究では、物体の認識における視点配置はユニバーサル固有空間での多様体同士の最小距離（多様体間最小距離）を、物体のパラメータ推定における視点配置はオブジェクト固有空間での多様体内のある一定のパラメータごとの点同士の最小距離（多様体内最小距離）を基準として認識に適した視点配置を推定する。

3.2 物体の認識における最適視点配置の決定

3.1 節で述べたように、多様体同士の距離が固有空間上で大きいほど雑音に対しても精度良く認識できる。そこで、多様体間の最小距離を最適視点配置の基準として用いる。しかし多様体の固有空間上における座標は学習時に決定し、変化することはないので、複数視点による物体認識 [6] 同様、視点間の位置関係を拘束条件として用いる。視点間の位置関係を変化させることで多様体間の最小距離は変化するため、その最小値が最大となる視点配置が最も精度良く認識ができるはずである。ユニバーサル固有空間において、ある物体 m を表現する多様上の 1 点 $g^{(m)}(\theta'_1, \theta'_2)$ と、 m 以外の物体の多様体との最小距離は、

$$d_{univ}^{(m)}(\theta'_1, \theta'_2) = \min_{\theta_1, \theta_2, p} \|g^{(m)}(\theta'_1, \theta'_2) - g^{(p)}(\theta_1, \theta_2)\| \quad (10)$$

で表される。複数視点の場合、基準となる視点 (V_1 とする) と視点 V_i との相対的な角度差が α_i で表現されるとき (図 2)、固有空間上においてこの角度差は多様体のパラメータ θ_1 における差 ϕ_i として表すことができる。よって、多様体との最小距離は、

$$d_{univ}^{(m)}(\theta'_1, \theta'_2, \Phi) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \min_{\theta_1, \theta_2, p} \|g^{(m)}(\theta'_1 + \phi_i, \theta'_2) - g^{(p)}(\theta_1 + \phi_i, \theta_2)\| \quad (11)$$

と表現できる。ここで、 $\Phi = \{\phi_1 = 0, \phi_2, \dots, \phi_N\}$ とする。この距離を全ての多様体の全てのパラメータについて計算し、

$$f_{univ}(\Phi) = \frac{1}{\Theta_1 \Theta_2 P} \sum_{p=1}^P \sum_{\theta_1}^{\Theta_1} \sum_{\theta_2}^{\Theta_2} d_{univ}^{(p)}(\theta_1, \theta_2, \Phi) \quad (12)$$

を視点配置 Φ における、多様体と他の多様体との (ユニバーサル固有空間上での) 離れ具合の指標とする。また、 Θ_1, Θ_2 はそれぞれパラメータ θ_1, θ_2 の範囲を表す。

この指標を様々な視点配置 Φ について計算すると、その値 $f_{univ}(\Phi)$ が大きい視点配置ほど、実際の認識においても精度良く認識を行えることが予想される。

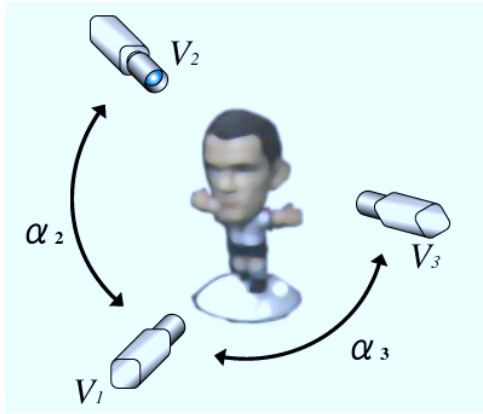


図 2 複数の視点と相対的な角度差

3.3 パラメータ推定での最適視点配置の推定

物体の認識がユニバーサル固有空間で行われるのに対して、パラメータの推定はオブジェクト固有空間上で行われる。さらに、パラメータ推定は物体認識の後に行われるので、認識された物体の多様体内でのみパラメータの推定が行われる。そのため、パラメータの推定が精度良く行われるには、多様体内の点間の最小距離が大きくなるように視点配置を設定すればよい。

まず、ある物体 m のオブジェクト固有空間における多様体内の点同士の距離の離れ具合の評価値を定義する。多様体 $h^{(m)}(\theta_1, \theta_2)$ 上のある点 $h^{(m)}(\theta'_1, \theta'_2)$ と、多様体上の他の点との最小距離は、

$$d_{obj}^{(m)}(\theta'_1, \theta'_2) = \min_{\theta_1 + \theta'_1, \theta_2 + \theta'_2} \|h^{(m)}(\theta'_1, \theta'_2) - h^{(m)}(\theta_1, \theta_2)\| \quad (13)$$

となる。さらにこれを複数視点に拡張すると、視点間のパラメータ差を表す Φ を用いて、

$$d_{obj}^{(m)}(\theta'_1, \theta'_2, \Phi) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \min_{\theta_1 + \theta'_1, \theta_2 + \theta'_2} \|h^{(m)}(\theta'_1 + \phi_i, \theta'_2) - h^{(m)}(\theta_1 + \phi_i, \theta_2)\| \quad (14)$$

と表すことができる。この距離を全てのパラメータに対して計算し、

$$f_{obj}(\Phi) = \frac{1}{\Theta_1 \Theta_2 P} \sum_{p=1}^P \sum_{\theta_1}^{\Theta_1} \sum_{\theta_2}^{\Theta_2} d_{obj}^{(p)}(\theta_1, \theta_2, \Phi) \quad (15)$$

を得る。この値を視点配置 Φ における、多様体内の（オブジェクト固有空間内での）点同士の離れ具合の指標とする。

3.2 節同様、この指標を様々な Φ について計算し、その値 $f_{obj}(\Phi)$ が大きい視点配置ほど実際のパラメータ推定においても精度良く推定が行えると予想される。

4. 実験

4.1 実験条件

提案手法が実際に認識に適した視点配置を推定できるかどうか、複数視点による物体認識・ポーズ推定との比較を行った。

実験に用いた多様体は、四つの物体セットから作成した。表 1 に物体セットの物体の一例を示す。画像は、各物体とも水平方

表 1 実験に用いた物体セット

物体セット	物体数	画像例
物体セット 1	27	
物体セット 2	15	
物体セット 3	10	
物体セット 4	25	

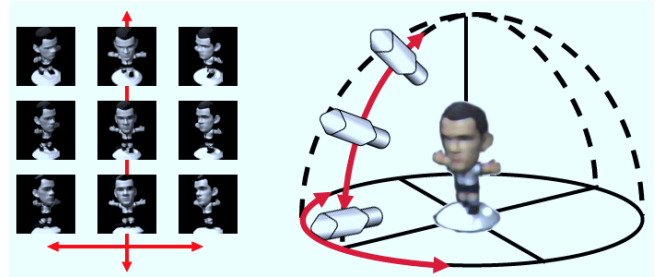


図 3 画像の撮影方向。垂直方向に複数設置したカメラにより、水平方向に回転する物体を撮影した。

向に 0~360 度の間を 10 度間隔で、垂直方向に 0~90 度の間を 15 度間隔で撮影した（図 3）。また、四つ目の物体セットは顔画像データベース [9] の画像を利用している。

これらの多様体について、垂直方向に 0~90 度まで 15 度間隔の 7 位置、水平方向には 0~360 度の間で 10 度間隔の 36 段階の視点間角度差における 2 視点のあらゆる組み合わせについて多様体間・多様体内の最小距離を求めた。また、比較に用いた実際の物体認識・ポーズ推定は、学習画像と水平方向に 5 度ずれた画像を入力として用い、2 視点を想定して 2 入力により行った。また、入力画像には品質低下処理として、上下左右方向への位置ずれ、一様乱数による雑音の付加、解像度の低下による品質低下処理を 3 段階（品質低下なし、品質低下（小）、品質低下（大））にわたって施している。詳しい物体認識・ポーズ推定実験の方法は [6], [7] に譲る。

4.2 結果

4.2.1 物体の認識における最適視点配置推定

実験結果の一例として、品質低下処理（小）時の物体セット 1 における多様体間最小距離の視点配置による変化を図 4 に、物体セットごとの実際の物体認識における結果と本手法による多様体間最小距離との相関を図 5 に示す。図 4 より、多様体間最小距離が視点配置によって大きく変化していることがわかる。また、図 5 から、多様体間最小距離と実際の物体認識率が相関をもっていることがわかる。

4.2.2 ポーズ推定における最適視点配置推定

実験結果の一例として、品質低下処理（小）時の物体セット 1 における多様体内最小距離の視点配置による変化を図 6 に、

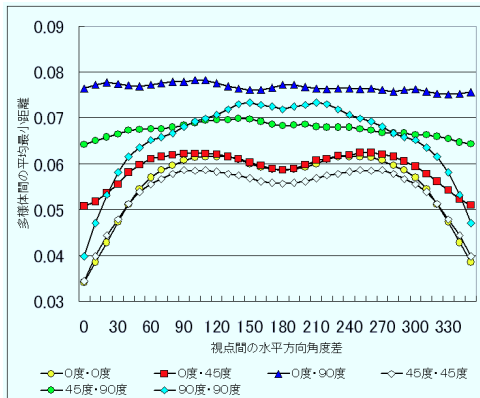


図 4 物体セット 1 における多様体間最小距離．水平軸は 2 視点の水平方向における視点間角度差を，凡例は視点の垂直方向の絶対位置を表している．

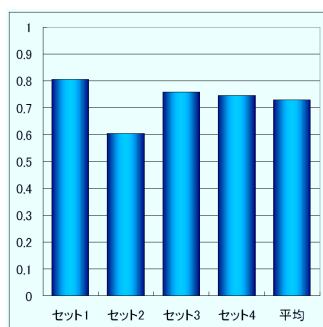


図 5 多様体間最小距離と実際の認識率との相関

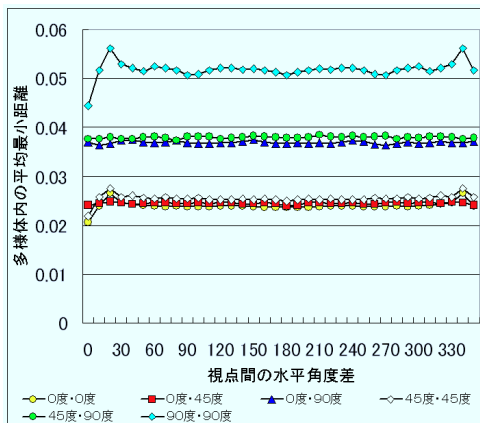


図 6 物体セット 1 における多様体内最小距離．水平軸は 2 視点の水平方向における視点間角度差を，凡例は視点の垂直方向の絶対位置を表している．

物体セットごとの実際のポーズ推定における結果と本手法による多様体内最小距離との相関を図 7 に示す．図 6 より，多様体内最小距離は水平方向の視点間の角度差では大きく変化せず，垂直方向の視点変化により大きく変化することがわかる．また，図 7 から，多様体内最小距離とポーズ推定成功率は，物体セット 1, 2 においては相関が見られるが，他の二つの物体セットではほとんど相関が見られなかった．

4.3 考 察

以上の実験から，複数視点による物体認識において，多様体

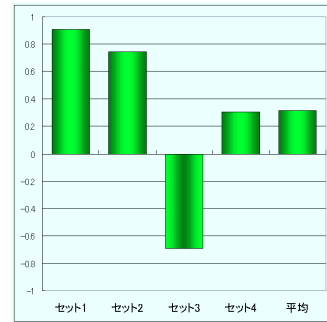


図 7 多様体内最小距離と実際の認識率との相関

間の最小距離は，視点配置による変化が実際の物体認識率と同様の変化を示しており，多様体間距離が大きくなるような視点配置ほど精度よく認識ができることが確認できた．このことから，物体認識を行う際，物体の学習によって得られた多様体間の最小距離を測定することで，精度よく物体認識が行えるような視点設計が可能であるといえる．

また，今回の実験で用いた物体セットにおいて，それぞれ最適な認識率を与える視点配置は異なっており，図 5 からわかるようにそのような物体セットにおいてもそれぞれ実際の認識率との強い相関が確認できる．その例として，表 2 に品質低下処理（小）時の各物体セットにおける視点配置による多様体間の最小距離と認識率を，図 8 に表 2 における視点配置を示す．この表から，認識率が視点配置によって 67.85% から 94.97% まで変化しているが，その視点配置に対応する多様体間の最小距離は 0.0341 と 0.0772 であり，多様体間の最小距離が認識に大きな影響を与えていることが確認できる．このことから，今回用いた指標である，多様体間の最小距離は多様な物体セットに対しても安定した指標となっているといえる．

しかし，ポーズ（パラメータ）推定の結果と多様体内最小距離の相関（図 7）では，物体セット 1, 2 においては強い相関が見られるが，物体セット 3, 4 においてはほとんど相関が見られない．これは，どの物体セットにおいても視点位置が上方（垂直位置 90 度）にあるほど多様体内最小距離が大きくなっていったため，そのため実際のポーズ認識が視点位置が上方にある場合の方が精度の良い物体セット 1, 2 においては相関が強く，そうでない物体セット 3, 4 においては相関が弱くなったものと考えられる．そのため，今回の実験において，多様体内最小距離はパラメータ推定における最適視点配置推定の安定した指標とはいえず，更なる検討が必要であると考えられる．

5. む す び

本研究では，複数視点による物体認識およびパラメータの推定において，学習によって得られる固有空間上の多様体から認識に適した視点配置を決定する手法を提案した．また，実験によって得られた視点配置と，それらの物体に対する実際の認識実験結果とを比較することで，提案手法の有効性を検証した．その結果，物体認識に適した視点配置の推定を良好に行うことができ，本手法の有効性を確認した．しかし，一部の物体セットではポーズ推定に適した視点配置を決定することができたが，

表 2 視点配置による認識率と多様体間最小距離

物体セット	視点配置	多様体間の最小距離	認識率
セット 1	配置 1	0.0341	67.9 %
	配置 2	0.0608	85.3 %
	配置 3	0.0620	92.8 %
	配置 4	0.0772	95.0 %
セット 2	配置 1	0.0538	92.3 %
	配置 2	0.0920	97.4 %
	配置 3	0.0965	97.6 %
	配置 4	0.0948	97.8 %
セット 3	配置 1	0.0492	76.8 %
	配置 2	0.0806	88.9 %
	配置 3	0.0806	84.4 %
	配置 4	0.0751	79.6 %
セット 4	配置 1	0.0207	61.3 %
	配置 2	0.0355	79.9 %
	配置 3	0.0441	82.9 %
	配置 4	0.0489	83.8 %

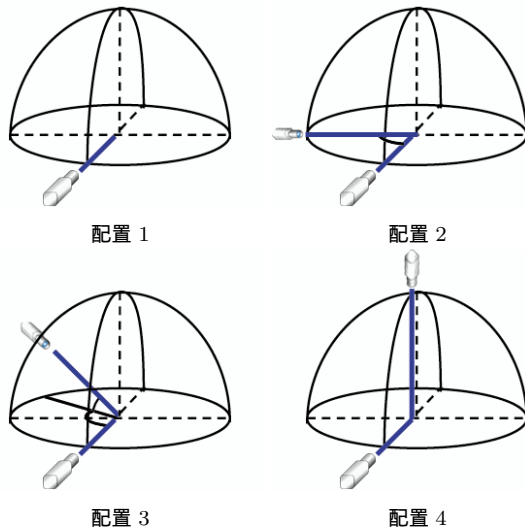


図 8 表 2 における視点配置

パラメータの推定に適した視点配置の推定にはまだ検討の余地があると思われる。今後の課題としては、パラメータ推定に適した視点配置の推定に有効な指標の検討、3 視点以上の視点での実験、照明条件などポーズ以外の他パラメータの視点配置決定実験、本手法の画像雑音に対するロバスト性の検証、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および末永研究室諸氏に感謝する。実験に使用した顔画像データ [9] は、財団法人ソフトピアジャパンから使用許諾を得たものである。本研究の一部は、文科省 21 世紀 COE プログラム、および日本学術振興会科学研究費補助金（課題番号 16500054）による。

文 献

- [1] 村瀬 洋, Shree.K.Nayar, “ 2 次元照合による 3 次元物体認識 - パラメトリック固有空間法 - ”, 信学論 (D-II), vol.J77-D-II, no.11, pp.2179-2187, 1994.
- [2] Hiroshi Murase, Shree.K.Nayar, “ Illumination planning for

object recognition using parametric eigenspaces ”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.16, no.12, pp.1218 - 1227, 1994.

- [3] Sumantra Dutta Roy, Santanu Chaudhury, Subhashis Banerjee, “ Active recognition through next view planning: a survey, ” Pattern Recognition vol.37, pp.429-446, (2004).
- [4] Frank Deinger, Joachim Denzler, and Heinrich Niemann, “ On Fusion of Multiple Views for Active Object Recognition, ” Pattern Recognition, Proc. of 23rd DAGM Symposium, in Lecture Notes in Computer Science, vol.2191, pp.239-245, 2001.
- [5] H.Borotschnig, L.Paletta, M.Prantl, A.Pintz, “ Appearance-based active object recognition, ” Image and Vision Computing vol.18, pp.712-727, 2000.
- [6] 松ヶ野 修功, 目加田 慶人, 村瀬 洋, “ 多視点物体認識の精度向上のための視点位置の検討 ”, 2004 年信学会総大論文集, p.189, 2004 .
- [7] 松ヶ野 修功, 高橋 友和, 目加田 慶人, 村瀬 洋, “ 複数視点物体認識における物体形状による視点配置 ”, 画像の認識・理解シンポジウム MIRU2004 論文集, vol.1, pp.380-385, 2004 .
- [8] Hiroshi Murase, Michael Lindenbaum, “ Partial Eigenvalue Decomposition of Large Images Using Spatial Temporal Adaptive Method ”, IEEE Transactions on Image Processing, Vol.4, No.5,pp.620-629, 1995.
- [9] 財団法人ソフトピアジャパン研究開発グループ地位結集型共同研究推進室, 顔画像データベース