

局所特徴量の部分空間を用いた3次元物体認識におけるメモリ削減手法

柏木 隆宏[†] 外山 託海[†] 黄瀬 浩一[†]

[†] 大阪府立大学大学院工学研究科 〒599-8531 大阪府堺市中区学園町1-1

E-mail: †kashiwagi@m.cs.osakafu-u.ac.jp, †takumi@m.cs.osakafu-u.ac.jp, †kise@cs.osakafu-u.ac.jp

あらまし 3次元物体の認識手法として、画像の局所特徴量を用いた手法が既に提案されている。この手法には、多数の局所特徴量をデータベースに保存しておくため、莫大なメモリ容量が必要となるという問題点がある。そこで本稿では、高い認識率を維持しながら、メモリ容量を削減するために、複数の局所特徴量をその部分空間を用いて一つにまとめる手法を提案する。提案手法で実験を行った結果、全ての局所特徴量を用いる場合と比べてメモリ容量を約1/18に削減することができ、98.9%の認識率となった。さらにこの手法では、認識時に物体の角度の情報を考慮することで、撮影された物体の向きをも検出することができた。

キーワード 部分空間法, メモリ削減, 局所特徴量, 3次元物体認識

Memory Reduction Method Using Subspaces of Local Features for 3D Object Recognition

Takahiro KASHIWAGI[†], Takumi TOYAMA[†], and Koichi KISE[†]

[†] Graduate School of Engineering, Osaka Prefecture University

1-1 Gakuencho, Naka, Sakai, Osaka, 599-8531 Japan

E-mail: †kashiwagi@m.cs.osakafu-u.ac.jp, †takumi@m.cs.osakafu-u.ac.jp, †kise@cs.osakafu-u.ac.jp

Abstract Recognition methods for 3D objects using local features of their 2D images have been proposed. A drawback of these methods is that a huge amount of memory is required to store a lot of local features in a database. In this report, we propose a memory reduction method by using subspaces that are spanned by local features extracted from the same part of the object in different poses. The proposed method is successful to reduce the memory down to about 1/18 of the memory for storing all local features, while it is capable of keeping the recognition rate of 98.9%. Since the subspaces are with the information of poses of objects, the proposed method is capable of estimating the pose of the object in the query image.

Key words Subspace method, Memory reduction, Local feature, 3D object recognition

1. はじめに

近年、デジタルカメラやカメラ付き携帯電話の普及・高性能化により、画像データを手軽に撮影・活用できるようになった。それに伴い、画像データを用いた研究が盛んに行われている。その一つとして、画像データ中の3次元物体を認識する研究がある。

コンピュータ処理によって3次元物体を認識する手法として、物体の幾何形状を用いて認識する手法 [1] [2] や物体を撮影した平面画像を利用して認識する手法 [3] [4] などがある。本研究では、これらのうち、平面画像を利用して3次元物体を認識する手法に焦点を当てる。この手法の一つに、局所特徴量を用いるものがある。局所特徴量とは、画像の局所領域の情報をベクト

ルで記述したものである。局所特徴量は、1枚の画像の様々な個所から計数百個から数千個ほど得られる。そのため、質問画像に物体の一部しか写っていないような場合や一部が隠れている場合なども、物体が写っている個所から得ることができるので、撮影条件が異なる場合や相似変換や回転などの変換にも頑健である。局所特徴量を用いて3次元物体を認識する最も単純な手法では、あらかじめ様々な物体を撮影し、それらの画像から得られる局所特徴量をデータベースに登録しておく。そして、質問画像から得た各局所特徴量とデータベースに登録した局所特徴量を比較することによって物体の認識を行う。このとき、高精度な3次元物体の認識を行うためには、質問画像がどのような視点から撮影されたものであっても認識できるようにする必要がある。そのためには、物体を様々な視点から撮影し、そ

これらの画像から局所特徴量を取得して、データベースに登録しておく方が良い。しかし、それら全てをそのまま保存しておくともメモリ容量が膨大になるという問題が生じる。

この問題を解決する手法として、これまでに多くの手法が提案されてきた。その一つとして、局所特徴量の取捨選択を行い、データベースに登録する局所特徴量の数を減らすことで、メモリ容量を削減するものがある [5]。しかし、無作為に局所特徴量の取捨選択を行うと、物体の認識率が低下する可能性がある。認識率を低下させることなく効率良くメモリ容量を削減するためには、認識に有用な特徴量のみを保存する必要がある。そこで本研究では、連続して変化する画像の集合から、ある程度一貫して得られる局所領域に注目し、そのような部分から得られる局所特徴量のみを用いることを考える。そのような局所特徴量のみをデータベースに登録することでメモリ容量を削減することができる。さらに、削減効果を高めるため、物体の同じ部分から得られるそのような局所特徴量の集合をひとつにまとめてデータベースに登録することを考える。具体的には、CLAFIC 法 [6] を用いてそれらの局所特徴量の集合ごとに部分空間を作成し、複数の局所特徴量をひとつにまとめて表現する。そうすることで、データベースに登録する特徴量を大幅に減らすことができ、メモリ容量を削減することができる。

提案手法を用いて 55 物体の認識実験を行った結果、局所特徴量を削減せずに全て登録した場合と比べてメモリ容量を約 1/18 にし、約 98.9% の認識率を得ることができた。

2. 関連手法

2.1 局所特徴量を用いた 3 次元物体認識

画像から得ることができる特徴量には、大きく分けて大域特徴量と局所特徴量の 2 つがある。前者は、画像の画素値などを用いて 1 枚の画像全体を特徴量とするもので、比較的容易に得ることが出来る。しかし、質問画像に物体の一部しか写っていない場合や一部が隠れている場合など、データベースの画像と質問画像の画素値が全く異なると、特徴量の値も大きく変動するという問題が生じ、物体の認識が困難になる。一方、後者の局所特徴量は画像から特徴的な局所領域を取り出し、その局所領域をベクトルで記述したものである。1 枚の画像の様々な箇所から計数百個から数千個ほど得られるため、大域特徴量が持つ問題に対処する方法として、有効であることが知られている。ここでは、局所特徴量の代表的なものの一つである SIFT 特徴量 [7] と、局所特徴量を用いた 3 次元物体認識の基本的な手法 [4] について簡単に説明する。

2.1.1 SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)

Lowe らによって提案された SIFT 特徴量は、画像内の輝度の勾配を利用することで局所領域を取得し、その座標、方向、大きさなどを特徴ベクトルで表したものである。この特徴量は、128 次元で表され、相似変換や回転などの変換に対して頑健な特徴ベクトルである。図 1 に、画像データから SIFT 特徴量を抽出した様子を示す。図中に矢印で表されたものが、SIFT 特徴量である。

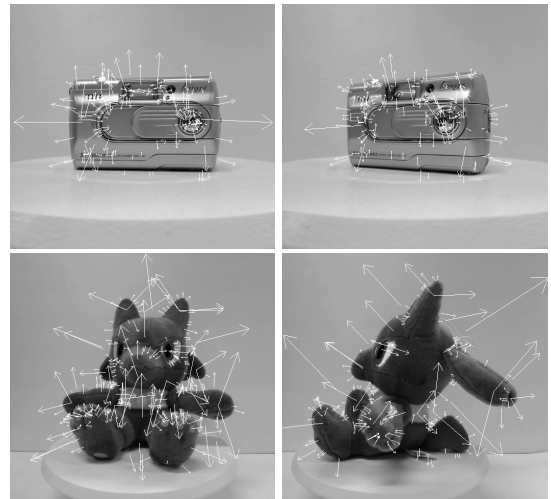


図 1 SIFT 特徴量の抽出例

2.1.2 認識手法

まず登録処理として、データベースに登録したい物体を様々な視点から撮影する。そして、撮影した画像から SIFT 特徴量を抽出し、物体 ID とともにデータベースに登録する。認識処理では、質問画像からも同様に SIFT 特徴量を抽出し、その各特徴量とデータベースに登録してある全ての SIFT 特徴量との距離計算を行う。そして、質問画像の SIFT 特徴量と最も距離が小さい SIFT 特徴量をもつ物体 ID に投票を行い、最終的に、最も得票数の多い物体を認識結果とする。

2.2 CLAFIC 法 [6]

CLAFIC 法 (CLAss-Featuring Information Compression) は、1969 年に Watanabe が提案した部分空間法の一種であり、クラスごとに作成した部分空間を用いてクラス分類を行う手法である。

部分空間を作成するにはまず、クラスごとに多数のサンプルベクトル \mathbf{x} を用意し、それらの自己相関行列 \mathbf{Q} を

$$\mathbf{Q} = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\}$$

によって計算する。そして、 λ_i を \mathbf{Q} の固有値、 \mathbf{u}_i をそれに対する固有ベクトルとすると、

$$\mathbf{Q}\mathbf{u}_i = \lambda_i\mathbf{u}_i$$

の固有値問題を解くことで固有ベクトルを求める。元のサンプル \mathbf{x} が n 個あるとすると、一般に固有ベクトルも n 個求まる。 n 個の固有ベクトルのうち、いくつかの固有ベクトルによって張られる空間を部分空間という。求めたい部分空間の次元数を k とすると、上位 k 個の大きな固有値に対応する固有ベクトル

$$\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k\}$$

を基底とする空間が求めたい部分空間である。この部分空間をクラスごとに作成し、未知パターンのベクトル \mathbf{x}' との類似度 D を計算することで、未知パターンのクラスを識別することができる。類似度 D は

$$\|D\|^2 = \sum_{i=1}^k (\mathbf{x}'^T \mathbf{u}_i)^2$$

より求めることができる。

3. 提案手法

SIFT 特徴量を用いた物体認識の基本的な手法では、高精度な認識結果を得るために、様々な視点から撮影した画像から得た特徴量をそのままデータベースに登録する。そのため、メモリ容量が莫大なものになるという問題が生じる。そこで提案手法では、連続する画像データから得られた局所特徴量を、部分空間を用いて一つにまとめてデータベースに登録することで、メモリ容量を削減することを考える。また、部分空間に対応する物体の角度の情報を持たせることで、認識時に物体の向きなどの検出を行うことを考える。

3.1 局所特徴量の選定

メモリ容量が莫大になるという問題の解決策として、データベースに登録する局所特徴量の数を削減することを考える。しかし、局所特徴量を無作為に削減すると、認識率が低下する可能性がある。そこで、撮影角度が連続して変化する複数の画像データから、ある程度一貫して得られるような局所領域に注目し、そのような部分から得られる局所特徴量のみを用いることを考える。なぜなら、ある程度一貫して得られないような局所特徴量は、撮影条件の変化によって生じたノイズのようなものである可能性が高いからである。連続して変化する複数の画像データにおいて、物体の同じ部分から得られた局所特徴量は少しずつ変化する。そこで、そのような局所特徴量の変化を近似的によく記述することができる部分空間を作成することで、複数の局所特徴量の一つにまとめて表現する。

撮影角度が連続して変化する複数の画像データから、物体の同じ部分から得た局所特徴量を見つけ出す処理は以下のようになる。まず、撮影角度がわずかに異なる 2 枚の画像データにおいて、1 フレーム目の画像データの各特徴量と 2 フレーム目の画像データの全ての特微量との距離計算を行い、それぞれ一番距離が近い特徴量を見つけることで、2 枚の画像の局所特徴量の対応づけを行う。このとき、最近傍となった特徴量が、ノイズなどの影響により、本当はあまり関連のない部分から得られたものであることがある。そこで、一番近い特徴量との距離を d_1 、二番目に近い特徴量との距離を d_2 とし、閾値を α とすると、

$$\frac{d_1}{d_2} < \alpha$$

を満たす特徴量の組のみを、物体の同じ部分から得られたものであるとする。これを満たさない特徴量はノイズであると考え、これを連続する全ての画像データ間で行い、局所特徴量の軌跡を得る。以下、このような処理をトレース処理とよぶ。図 2 に、トレース処理の様子を模式的に表す。例えば、軌跡 (a) は 1 フレーム目の特徴量 a_1 から 2 フレーム目の特徴量 a_2 に対応づき、2 フレーム目の特徴量 a_2 は 3 フレーム目のどの特徴量にも対応づかなかったことを表している。また、軌跡 (b) は 1 フレーム目から 5 フレーム目まで、特徴量が対応づいた様子を表している。

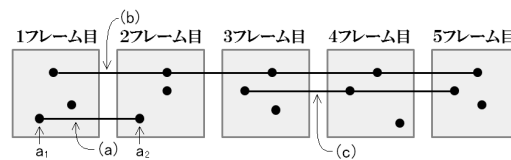


図 2 対応づけられた特徴量の軌跡の例

3.2 部分空間の作成・登録処理

トレース処理によって得られた局所特徴量の集合を、その集合の部分空間を作成することで一つにまとめる。そして、その部分空間を物体 ID とともに登録する。このとき、図 2 の軌跡 (a) のように、軌跡が短い局所特徴量の集合からも部分空間を作成しデータベースに登録すると、登録する部分空間の数が多くなり、メモリ容量の削減があまりなされない。そこで、軌跡の長さに閾値を設け、ある程度以上連続して対応づけられた局所特徴量の集合のみから部分空間を作成し、データベースに登録する。これは、局所特徴量の軌跡が短いものは、軌跡が長いものに比べて、識別できる撮影範囲が少ないためである。

特徴量の集合の部分空間を作成する際、CLAFIC 法により局所特徴量の自己相関行列を求め、その固有ベクトルによって部分空間を張る。データベースには、この部分空間を成す k 個の固有ベクトルを登録すればよい。部分空間の次元数 k が小さいほどメモリ容量は削減することができる。

先に述べたように、登録処理では、局所特徴量ではなく、求めた部分空間を物体 ID とともにデータベースに登録する。このとき、登録する部分空間が、どの視点からどの視点までの局所特徴量の変化を表現しているかという角度の情報も登録する。認識時に角度の情報を用いることで、認識率の向上と質問画像がどの視点から撮影されたものであるかという大まかなパラメータの検出が可能となる。

3.3 認識処理

認識処理では、質問画像から抽出した各局所特徴量を、データベース中の各部分空間に射影し、局所特徴量と部分空間の類似度を計算する。そして最も類似度の高い部分空間を求め、その部分空間を持つ物体 ID に投票処理を行う。これを全ての局所特徴量において行い、最終的に得票数が最大のものを認識結果とする。この際、物体によって部分空間の数異なるため、得票数を部分空間の数で正規化する。これは、部分空間の数が多いほど得票が集まってしまう可能性が高く、誤認識を起こすことがあるためである。物体のある角度 ω を識別することができる部分空間の数を N_ω とし、角度 ω の得票数を G_ω とすると、

$$G'_\omega = \frac{G_\omega}{\sqrt{N_\omega}}$$

によって、得票数の正規化を行う。

図 3 に投票処理の様子を示す。例えば、質問画像から得られたある 5 つの局所特徴量とそれぞれ最も類似度の高い部分空間を求めたところ、図 3 の左のような物体 ID と撮影範囲をもつ 5 つの部分空間が得られたとする。このとき物体 ID ごとに投票を行うと、図 3 の (a) のようになる。ところが、ある 2 つの局所特徴量が同じ物体 ID をもつ部分空間に対応づいたとしても、

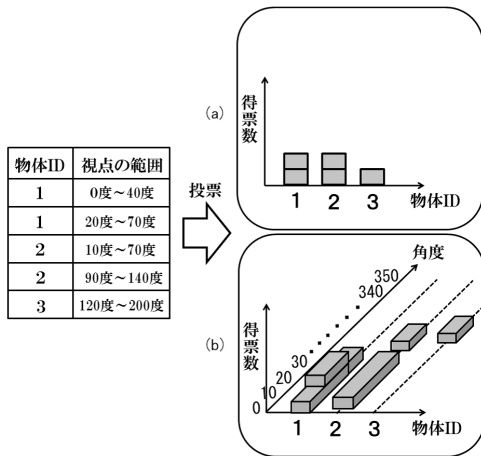


図 3 識別された部分空間の例と、それを投票した様子

視点の範囲が全く異なれば、それらは異なるものを示しているといえる。そこで、図 3 の (b) のように物体の角度を考慮して投票を行うことを考える。具体的には、最も類似度の高い部分空間を求め、投票する際、その部分空間を作成した局所特徴量が得られた物体の角度に投票を行う。そうすることで、図 3 の (a) のように物体 1 と物体 2 のどちらを認識結果とすれば良いかわからない場合も、図 3 の (b) のように物体の角度を考慮して投票を行うことで、物体 1 の得票数が最も多くなるので認識結果とすることができる。さらに、この手法には、得票数が最大となった 20 度から 40 度を、質問画像のおおよその撮影角度と推定することができるという利点もある。

4. 実験

局所特徴量を用いた物体認識の基本的な従来手法と、複数の局所特徴量を部分空間で表現した提案手法の、メモリ容量と認識率の比較を目的として実験を行った。

4.1 実験準備

本実験で用いたデータセットについて説明する。本実験では、55 個の 3 次元物体をターンテーブルで一回転させ、動画を撮影した。図 4 に撮影した物体のうち、いくつかを示す。そして、撮影動画からフレーム画像を取得し、データベース用画像と質問画像を作成した。データベースには、1 物体あたり約 1 度ごとの画像 360 枚を用いた。また、質問画像には、1 物体あたり約 36 度ごとの 10 枚の画像を用いた。ここで、データベースに用いた画像と質問画像は、全て異なる画像である。データベースを作成するために、データベース用の画像から SIFT 特徴量を抽出し、各画像 100 個から 400 個ほどの局所特徴量を得た。そして、それらの局所特徴量から、トレース処理によって 20 個以上連続して対応づいたもののみを選定した。このとき、トレース処理を行う際に物体の同じ部分から得られた局所特徴量であるかどうかを判定するための閾値 α を 0.6 に定めた。提案手法には、その各局所特徴量の集合の部分空間を、物体 ID と対応する角度の範囲と一緒にデータベースに登録し用いた。部分空間の数は、各物体 100 個から 400 個ほど作成された。



図 4 物体ごとに投票した時と物体の角度ごとに投票した時の認識率

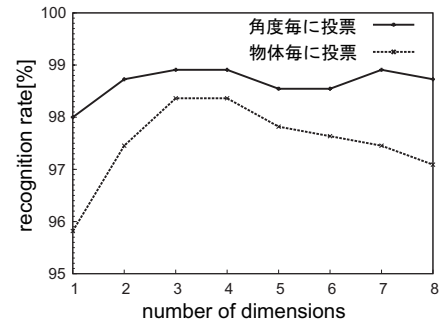


図 5 物体ごとに投票した時と物体の角度ごとに投票した時の認識率

4.2 実験結果・考察

本実験では、まず提案手法の認識処理において、投票を行う際、物体の角度を考慮して投票を行うことが、どのくらい認識率に影響を及ぼしているかを調べる実験を行った。その結果を図 5 に示す。横軸は用いた部分空間の次元数を、縦軸は認識率を表している。実験結果より、**3**、でも述べたように物体の角度ごとに投票を行うと誤投票が分散され、部分空間の次元に関係なく認識率が向上した。物体の角度ごとに投票を行った場合、部分空間の次元数が 3 次元のときに 98.9% となり、次元数をそれ以上増やしても 98.9% 以上の認識率を得ることはなかった。この理由としては、部分空間の次元数を増やすと、部分空間と部分空間の間で重なりが増加し、部分空間の識別性が低下することが考えられる。求めたい部分空間との類似度だけでなく、他の部分空間との類似度も高くなる可能性があるのである。

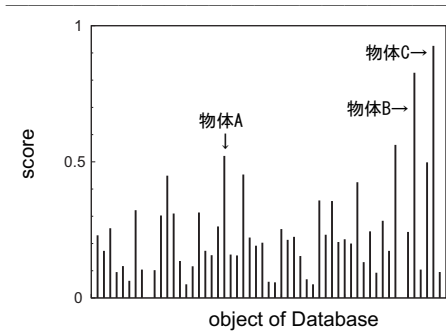
ここで、物体の角度ごとに投票を行うことで正しく認識されるようになったものの例を図 6 に挙げる。図 6 の (1) 物体ごとに投票した場合に、各物体 ID に投票を行い得票数を正規化したスコアを示す。本来ならば物体 A のスコアが最も高くなるべきであるが、物体 B や物体 C のスコアのほうが高くなった。そのため、物体ごとに投票を行った場合、質問画像は物体 C と認識された。一方、図 6 の (2) 物体の角度ごとに投票した場合に、物体の角度ごとに投票を行ったときの物体 A、物体 B、物体 C の各角度におけるスコアの様子を示す。物体ごとに投票を行ったとき最もスコアが高かった物体 C では、物体の角度ごとに投票することで得票数が分散し、スコアが低くなった。また、物体 A



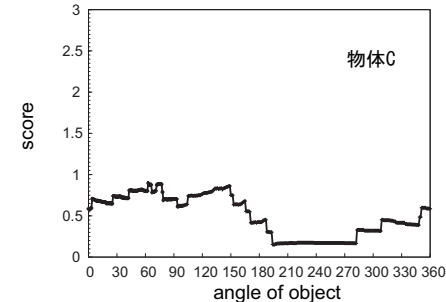
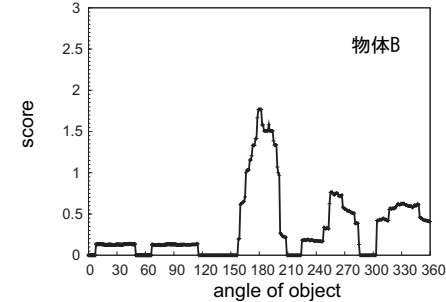
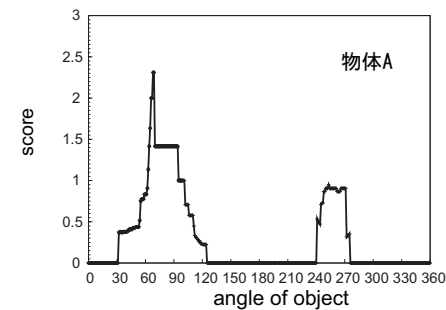
質問画像 (物体 A)



図 7 物体 A の 68 度と 69 度の画像



(1) 物体ごとに投票した場合



(2) 物体の角度ごとに投票した場合 (物体 A, B, C)

図 6 物体の角度ごとに投票することで認識できるようになった例

では、ある程度の撮影範囲に票が集まった。そのため、物体ごとに投票を行ったときには物体 C と認識されたものが、物体の角度ごとに投票を行うことで物体 A と正しく認識された。このとき、認識を行うと同時に、最もスコアが高くなった物体 A の 68 度と 69 度を、質問画像のおおよその撮影角度と推定することができた。実際、物体 A の 68 度と 69 度の画像は図 7 に示したものであり、正しく推定できていると言える。一方、提



質問画像 (物体 D)

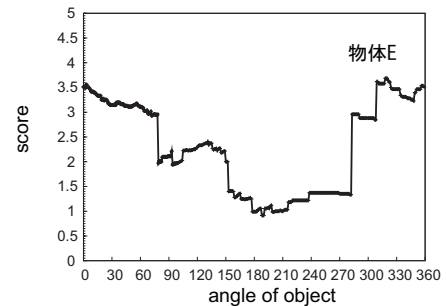
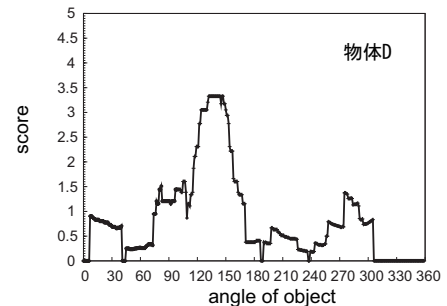


図 8 認識できない例

案手法で認識できなかった例を次に示す。図 8 は、物体 D を質問画像としたときの、物体 D と物体 E の各角度のスコアを表したものである。本来ならば、物体 D の最もスコアが高い 132 度から 144 度が認識結果として得られることが望ましい。しかし、物体 E のスコアのように、得票数がある程度分散しているにも関わらず、スコアが高い場合は誤認識となってしまう。

次に、物体の角度ごとに投票した提案手法のメモリ容量を調べる実験を行った。実験結果より、部分空間の次元数が 1 次元のときに 19.98MB となり、次元が増えるごとに約 8.26MB ずつ増えることがわかった。表 1 に、最もメモリ容量が少なかった 1 次元の部分空間を用いたときと、最も認識率が高くなった 3 次元の部分空間を用いたときの認識率とメモリ容量を、それぞれデータベース (1), (2) として示す。

提案手法がどのくらいメモリ削減に有用であるか比較するために、局所特徴量同士の最近傍探索による手法を用いて以下のデータベースで実験を行った。比較に用いたデータベースは、(3) データベースを作成するために用いた全ての局所特徴量を登録したもの、(4) トレース処理で得られた局所特徴量を全て登録したもの、(5) トレース処理後、各局所特徴量の集合の中からその中央に位置する局所特徴量のみを、その集合の代表ベ

表 1 様々なデータベースによる認識率とメモリ容量

データベース	認識率 [%]	メモリ容量 [MB]
(1)1 次元の部分空間	98.0	19.98
(2)3 次元の部分空間	98.9	36.48
(3) 無削減状態	100.0	657.22
(4) トレース処理によって選定	96.9	265.18
(5) トレースの中央のみを登録	96.5	14.52

クトルとして登録したものの3つである。表 1 に、それらのデータベースで実験を行ったときの認識率とメモリ容量を示す。提案手法で 3 次元の部分空間を用いたときのメモリ容量は、無削減状態であるデータベース (3) のメモリ容量の約 1/18 にすることができた。また、トレース処理で得られた局所特微量を全て登録したデータベース (4) と比較すると、部分空間を作成し用いることで、メモリ容量を約 1/7 にしながら、認識率を向上させることができたことがわかる。さらに、1 次元の部分空間を用いたときのメモリ容量とデータベース (5) を比較すると、メモリ容量はわずかに増加したが、認識率を向上させることができた。認識率が向上した理由は、トレースの中央の局所特微量は、トレース処理によって対応づけられた複数の局所特微量の代表ベクトルであるだけで、その集合の全ての局所特微量を表しているわけではないのに対し、提案手法で用いた部分空間はその集合に含まれる全ての局所特微量をまとめて表しているためである。例えば、データベースに物体 F のトレース範囲が 20 度から 60 度の局所特微量の集合 A と 40 度から 80 度の局所特微量の集合 B があったとする。このとき、質問画像が物体 F の 40 度の向きを撮影したものであるとすると、トレースの中央の局所特微量を用いる手法では、集合 A は 40 度の局所特微量が代表ベクトルとなるので対応づけられるが、集合 B は 60 度の局所特微量が代表ベクトルとなり正しく対応づけることが難しくなる。そのため、誤投票を行うことが多くなってしまい、誤認識されやすい。一方、部分空間法を用いた提案手法では、集合 A、B のどちらとも 40 度の向きを含んだ部分空間が作成されるので、正しく対応づけることができる。そのため、誤投票が少なくなり、認識率が向上したと考えられる。

次に、データベース (5) を用いて、物体の角度ごとに投票する実験を行った。すなわち、トレース処理後の局所特微量の集合から選択した一つの特微量に、その特微量が含まれるトレースが何度から何度まで対応しているかという情報を持たせ、投票の際に最近傍となった局所特微量が対応する角度の範囲に投票を行った。その結果、認識率は 96.36% となり、物体ごとに投票を行った結果とほとんど認識率が変わらず、反対に少し低下する結果となった。これより、トレースの中央の局所特微量のみを登録しただけのデータベースでは、角度ごとに投票することにあまり意味がないと言える。もちろん、物体ごとに投票した際に誤認識となっていたものが、物体の角度ごとに投票することで正しく認識されるようになったものもある。しかし、逆に物体の角度ごとに投票することで誤認識となったものもある。物体ごとに投票した際は正しく認識されたものが、物体の

角度ごとに投票することで誤認識となったもの原因としては、誤投票が多いため、正解の物体であっても角度ごとに投票することで票が分散してしまったり、逆に誤りである物体の角度に票が偶然いくつか重なってしまったりすることが多くなったことが考えられる。また、得票数の正規化を行うことで、正解の物体の角度のスコアが低くなってしまいうこともある。例えば、物体 G の 20 度から 60 度の局所特微量の集合と 60 度から 100 度の局所特微量の集合と 60 度から 110 度の局所特微量の集合があったとすると、物体 G の 60 度を表している代表ベクトルは 3 つあることになるが、実際には代表ベクトルは物体 G の 40 度と 80 度と 85 度のものであるから、質問画像が物体 G の 60 度である場合には、なかなか対応づけることが難しい。そのため、正規化を行う際の分母 $\sqrt{N_w}$ が必要以上に大きくなってしまい、スコアが低くなってしまいう傾向がある。

5. まとめ

本研究では、局所特微量を用いて 3 次元物体の認識を行う際、その全ての局所特微量を用いることで生じるメモリ容量が莫大になるという問題を解決する手法を提案した。連続して変化する局所特微量を、その変化を近似的によく表現することができる部分空間を作成してひとつにまとめてデータベースに登録することで、メモリ容量を削減した。その結果、98.9% の認識率を得ながら、メモリ容量は無削減状態の約 1/18 にすることができた。また、物体の角度ごとに投票することによって、質問画像の物体の種類を認識するだけでなく、おおよその物体の向きを推定することもできた。

今後の課題としては、局所特微量を全ての部分空間に射影して類似度の高い空間を見つけるのではなく、射影する部分空間をある程度絞り、類似している部分空間を近似的に見つけることで処理時間の高速化を目指すことがあげられる。

謝辞 本研究の一部は科学研究費補助金基盤研究 (B)(19300062, 22300062) の補助による。

文 献

- [1] P. J. Besl and R. C. Jain: "Three-Dimensional Object Recognition", ACM Computing Surveys, **17**, 1, pp. 75-145 (1985).
- [2] F. Rothganger, S. Lazebnik, C. Schmid and J. Ponce: "3D Object Modeling and Recognition Using Local Affine-Invariant Image Descriptors and Multi-View Spatial Constraints", International Journal of Computer Vision, **66**, 3 (2006).
- [3] 村瀬, S. 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-), vol.J77-D- *, no.11, pp. 2179-2187 (1994).
- [4] 井上, 三宅, 黄瀬: "三次元物体認識に用いる局所特微量の取捨選択によるメモリ使用量削減手法の実験的検討", 電子情報通信学会論文誌 D, **J92-D**, 9, pp. 1686-1689 (2009).
- [5] 本道, 黄瀬: "特定物体認識のためのデータベース容量削減法の検討~局所特微量の量子化と取捨選択~", 電子情報通信学会技術研究報告 (2009).
- [6] E. Oja: "Subspace methods of pattern recognition", Research Studies Press (1983).
- [7] D. Lowe: "Distinctive image features from scale-invariant keypoints", International Journal of Computer Vision, **60**, 2, pp. 91-110 (2004).