

事例ベース画像認識と固有空間法

村瀬 洋

名古屋大学 大学院情報科学研究科

464-8603 名古屋市千種区不老町 Email: murase@is.nagoya-u.ac.jp

あらまし 多数の事例を集めてそれら事例との照合により画像を認識する手法が着目されている。このアプローチは、計算機の記憶容量の増大と、計算能力の向上により現在では一般的に用いられる手法である。しかしながらこの考え方は、新しいものではなく、従来の画像認識手法も、手法によっては事例ベースの画像認識法として捕らえることができる。本報告では、筆者自身のこれまで行ってきた画像認識の研究の中から事例ベースと呼ぶことができるものを体系的に紹介する。

キーワード 画像認識, 学習サンプル, 部分空間法

Example-based image recognition and eigenspace representation

Hiroshi Murase

Graduate School of Information Science, Nagoya University

This paper describes example-based image recognition, which recently attracts the more attention as computer power increases higher. In this method, a large number of examples are prepared in the dictionary, and an input pattern is matched with them. Eigenspace is useful representation to reduce the computational cost for matching. These ideas are unconsciously used from old days. This paper introduces several methods related to the example-based recognition that author proposed so far.

Keyword Image recognition, Learning sample, Eigenspace representation,

1. はじめに

計算機の記憶容量の増大により多数の事例を記憶し、それと照合することにより画像を認識しようとする画像認識手法が着目されるようになってきた。この手法をここでは事例ベース画像認識と呼ぶことにする。事例と一言に言っても、事例の具体的な表現方法や記述方法により様々なバリエーションが考えられる。パターン認識の基本的な手法として、クラス毎に多数の特徴ベクトルを用意し、入力された特徴ベクトルに対し最も類似した特徴ベクトルの属すクラスに識別する最近傍法があるが、これも事例を特徴ベクトルと考えれば事例ベースの手法と呼ぶことができる。筆者らはそのような画像

認識手法を研究してきた。本報告では、筆者らがこれまで行ってきた画像認識手法の中から、事例ベース画像認識の範疇に入ると思われる手法を幾つか取り上げる。その際、事例画像をどのように準備するか、それをいかに高速に照合するかという話題を中心に述べることにする。具体的には、パラメトリック固有空間法とその学習パターンの収集方法、ビジュアルサーボ、生成型学習、市街地映像マップからの建物認識を取り上げる。また、ここでは辞書として準備した画像を事例画像と呼ぶことにする。

2. パラメトリック固有空間法 [1, 2]

パラメトリック固有空間法は2次元画像の照合

により3次元物体を認識する手法である。多数の事例画像を用意するという意味で事例ベースの画像認識の一つと言える。3次元物体は見る方向や照明により見かけが大きく変化する。例えば図1に示すように、左側の物体は、向きを変化させることにより右側に見られるように見かけが大きく変化することがわかる。パラメトリック固有空間法の基本は、これらの変化する事例画像を全て辞書に登録し、入力画像と辞書に登録した全ての画像とを照合することにより認識する手法である。

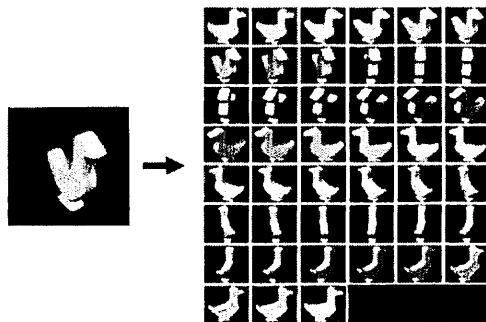


図1. 物体の向きにより見かけが大きく変化する

パラメトリック固有空間法では、以下の2つの工夫がなされている。

(1) 画像を特徴空間上で補間

事例画像を収集する際に、通常実際に撮影して収集するが、全ての方向からの画像を収集することは困難な場合が多い。本手法では、少数の離散的な方向からの画像を用いて、その間を特徴空間上で補間することにより、中間画像に対応した事例画像を生成している。補間手法の一例としてはキュービックスプラインなどがある。

(2) 固有空間法による照合の高速化

本手法は、特徴空間上で入力画像と多数の事例画像との距離を計算し、その距離値が最小となる事例画像を選択する手法である。その際、画素を要素とするような次元の高い特徴空間で計算をすると、計

算時間が膨大となる。そこで、主成分分析で特徴空間の次元を圧縮し、圧縮された空間（固有空間）で距離を計算することにより、照合の速度は大きく向上する。固有空間を使用する長所は、高速化以外に、高周波雑音を除去できるという点もある。

パラメトリック固有空間法の具体的な処理は以下ようになる。学習段階では、最初に、認識対象とする物体を様々な方向、さまざまな照明条件[3]で体系的に撮影する。それを学習画像として主成分分析を行い、固有ベクトル（固有空間）を計算する（図2）。

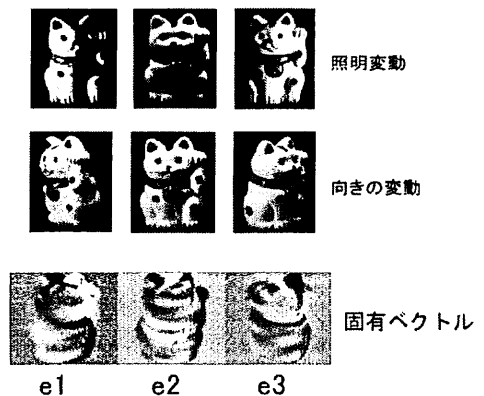


図2 入力画像とその固有ベクトル

次に各学習画像を固有空間に投影し、その特徴点を記憶する。学習パターンそれぞれの見かけ画像が大きく異なる場合には、特徴点も固有空間上でまばらに分布する点となる。一般的に画像の連続的な変化は、固有空間上の点の連続的な軌跡になる（図3）。つまり特徴点をスプライン関数などで補間することで、近似的に中間的な画像が表現できるために、中間画像の認識も実現することが期待できる。また照明条件についても同様に固有空間上で補間を行い、中間的な照明条件を表現することができる。認識段階では、未知の画像をこの固有空間に投影し、その特徴点が予め作成した軌跡の上に存在すれば、その物体と認識し、そうでなければその物体で

は無いとする。軌跡は物体の向きや照明条件の情報を持っているので、その情報を抽出することにより、物体の向きの検出も行うことができる。

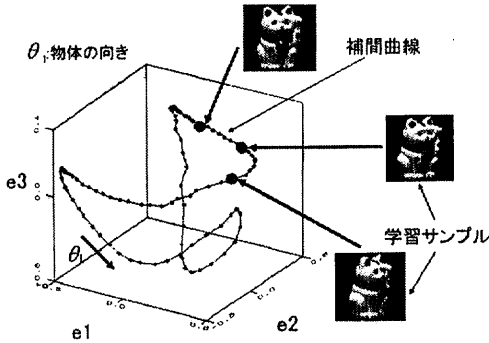


図3. 学習パターンの特徴空間上での補間

3. 事例画像を補間やアフィン変換で生成[4]

初期のパラメトリック固有空間法では、事例画像を特徴空間（固有空間）上での補間により生成している。それを改良し、補間の精度をより高めた手法として、画像空間上で少数の事例画像を補間する改良型のパラメトリック固有空間法[4]がある。2章で説明したパラメトリック固有空間法の問題点は、もし事例画像の数が非常に少なく、特徴空間が事例画像を直接主成分分析したものである場合には、必ずしも補間が正しく機能するとは限らないことにある。その理由は、事例画像の主成分分析によって得られる空間は、基本的にはもとの画像の線形結合により表現する特徴空間であるためである。その空間の中でどのように補間を実現しても、もともと存在しない中間的な画像は生成されない。

もし特徴空間上ではなく、画像空間上で2枚の事例画像（図4(a)）を補間した画像を生成することができれば、より補間の精度が向上することが期待できる。画像を補間する技術としてはモーフィングが知られる。ここでは、特徴空間上で補間をする場合と、画像空間上で補間する場合の比較を行う。

画像空間上での補間には様々な手法があるが、本実験で利用した画像補間の手法（モーフィング）を簡単に紹介する。まず、基準となる2枚の事例画像の間の対応点を人手で与える。この対応点を用いて三角パッチを生成する（ドロネー網、図4(b)）。三角パッチ毎に事例画像間の中間画像を生成し、それを組み合わせることにより補間画像を生成する。



図4(a). 観測された2枚の画像

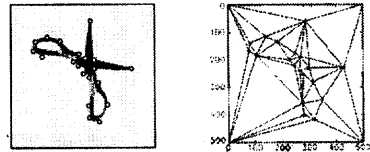


図4(b). 補間に用いた制御点と三角分割

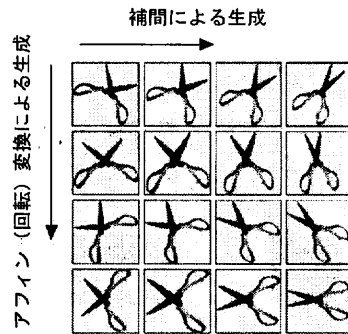


図4(c). 画像空間での補間とアフィン変換で事例画像を生成

実験では、はさみやペンチなどの4種類の物体を用いて認識率を評価した。学習では、画像の補間に加えて画像の回転のアフィン変換も同時に行い事例画像を生成した（図4(c)）。このような認識対象の場合、特徴空間上で補間すると92%程度の認識率

であったのが、画像空間上で補間することによりほぼ100%認識できるようになった。また画像空間上での補間をある程度の間隔で行った後に、特徴空間上での補間を行う手法でも、ほぼ同等の高い認識精度が得られることがわかっている。

4. 動的に事例を追加[5, 6]

補間画像を利用して異なる方向の画像を生成する手法は3次元物体に対しても有効である。しかしながら、補間の基となる2つの画像間で、手動で対応付けを行えば比較的精度良く補間画像を生成することができるが、これを自動化することは簡単でない。特に3次元物体では、単純な手法での精度の高い対応付けは難しく、その結果学習画像にない異なる向きの画像を精度良く生成することは困難となっている。



図5(a) 顔を3次元モデルに対応付ける

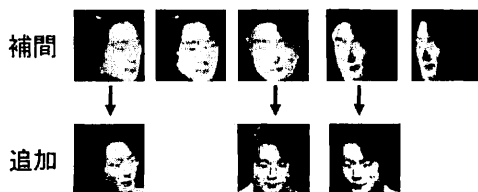


図5(b). 事例を動的に追加する

そこで、動的に事例画像を追加する手法を提案した。例えば部屋の前に設置するような顔認証システムを考えたときに、最初は精度が悪くても、何回も同じ通路を通過するごとに辞書の精度を向上させることができる。ここでは、最初は少ない顔画像から図5(a)に見られるような3次元のワイヤフレームモデルにテクスチャを貼り付けて、そのモデル

を回転し、更に他の方向からの画像と補間することにより任意の向きの顔を生成する。しかしその場合はどうしても学習画像の方向から離れるに従い生成画像の精度は低下する。しかし、上記のような応用では次にそこを通過するときに撮影した画像をその辞書に順次追加登録することが可能であり、その場所を通過する毎に精度の良い辞書セットが構築される。つまり実画像を追加することにより、事例となる画像の品質を向上させることができる(図5(b))。これにより、認識精度が向上することがわかっている。

5. ビジュアルサーボへの応用[7, 8]

パラメトリック固有空間法の特長は、多数の事例画像が蓄積されていると同時に、各事例画像は物体の向きや位置などのパラメータで記述されていることにある。この記述方法により、2章で示した例では、3次元物体の認識と同時に3次元物体の方向の検出が可能となった。ここでは、そこで検出された物体の向きや回転などのパラメータをロボットマニピュレータの動きにフィードバックすれば物体を精度よく追跡することが可能となる。これはビジュアルサーボと呼ばれる。具体的には、マニピュレータの先にカメラを付け、物体が動いても、カメラと物体との位置関係を常時一定に保つように制御する手法のことを言う。

図6(a)に示すように、マニピュレータの先にカメラ、照明、グリップが搭載されている構造を考える。画像を、X、Y方向での位置ずれ、垂直軸の周りの2次元回転を加えてパラメトリック固有空間法で学習する。パラメトリック固有空間法により、画像を入力したら瞬時に、物体のX、Y方向の位置ずれ、回転ずれが検出できる。図に示した例で位置ずれを検出する予備実験を行ったところ、図6(b)に示すような検出精度が得られた。検出された位置ずれ量、回転ずれ角度をマニピュレータにフィードバックし、カメラとの位置関係が一定になるように

制御すればよい。原理的には、位置ずれや回転ずれにより見かけが変化する物体ならば、どのような物体にでも適用可能であり、図6(c)に示すような顔画像や、3次元的なコップでも学習さえすれば精度良くビジュアルサーボにより物体の追跡ができることがわかっている。

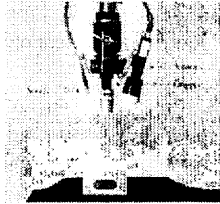


図6(a) マニピュレータの先にカメラ，照明が設置

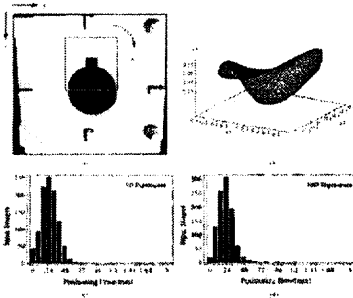


図6(b) 位置ずれ回転ずれの検出精度



図6(c) 実験に使用した対象

6. 生成型学習法による道路標識認識[9]

生成型学習により事例画像を生成する手法も提案されている。例えば、車載カメラで撮影された画像から道路交通標識を認識する技術は、ドライバーを支援する技術の一つとして着目されている。道路標識画像の場合、さまざまな変動要因により多様な見かけ画像が想定される。ここでは、変動要因を図7に示す6種類(光学ボケ、位置ずれ、縦横伸縮、

回転傾き、動きぶれ、解像度)に分類し、6種類の生成モデルを提案した。提案手法ではこれらの生成モデルを用いて現実に観測される可能性のある劣化をシミュレーションして事例画像を生成する。これを学習画像として用いて部分空間法により認識することにより認識精度が向上する。

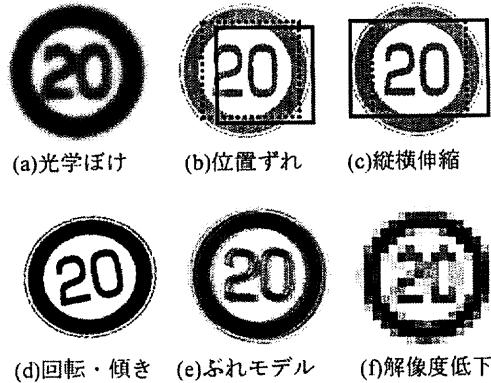


図7 劣化要因の6つのモデル

7. 市街地映像マップ[10]

事例画像を収集するための別の手法として、実環境から直接取得する手法がある。自動車に車載カメラとGPSシステムを装備して、実環境中を走行することを考える。図8(a)に示すように長期間にわたって市街地を走行する。そこで測定されたGPS座標と、カメラ画像を蓄積すれば、位置と日時をパラメータとした大量の画像データデータベースが構築できる。著者らは、図8(b)に示すように一般の車にマウントした全方位カメラを用いて2年にわたり街の中を走り回り、データを収集した。これにより市街地映像データベースを作成した。このデータベースはさまざまに利用が可能である。例えば、現在カーナビの地図の更新にはかなりの手間がかかっているが、新しい建物ができたり、店舗が変わったりすることが頻繁に発生するために、現在はこれを人手に頼っている。つまり地図の更新には大きなコストがかかっている。ここで市街地データベー

スを利用すれば、例えば画像の時間方向の差分を取るなどの手法で、街並みの変化を検出できる。図8(c)に新しい建物を自動的に検出した例を示す。2004年4月から2005年4月にかけて、建物が建設されている様子が自動的に検出されていることがわかる。

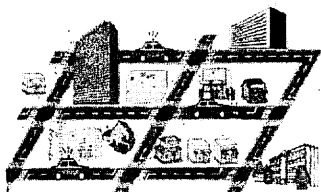


図8(a) 市街地のデータ収集

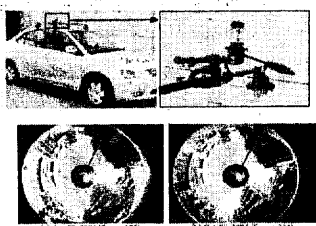


図8(b) 車載全方位カメラ映像



図8(c) 検出した建築された建物

7. むすび

本報告では、筆者らがこれまで行ってきた画像認識の研究の中から、事例ベースの手法と呼ぶことのできる手法を紹介した。事例ベースの画像認識では、多数の事例画像との照合が必要となる場合もあるが、固有空間法を使えば計算の効率化ができる。また事例ベースの画像認識は、事例さえ収集すれば容易に辞書を構築することが可能であるために、応用範囲は広い。事例ベースの画像認識の今後の発展を

期待する

参考文献

- [1] 村瀬, 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, J77-D-II, 11, pp.2179-2187, 1994.
- [2] H. Murase, S. K. Nayar, "Visual Learning and Recognition of 3-D Objects from Appearance," International Journal of Computer Vision, 14, pp5-24, 1995.
- [3] H. Murase, S. Nayar, Illumination Planning for object recognition using parametric eigenspace, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 16, No. 12, pp.1219-1227, 1994.
- [4] H. Murase, S. Nayar, Learning by a generation approach to appearance-based object recognition, IAPR ICPR96, pp.24-29, 1996.
- [5] Hidenori Tanaka, Itaru Kitahama, Hideo Saito, Hiroshi Murase, Kiyoshi Kogure and Norihiro Hagita, Dynamically Visual Learning for People Identification with Sparsely Distributed Cameras, SCIA2005, pp.130-140, Joensuu, Finland, 2005/06/19-22.
- [6] 田中秀典, 北原格, 斎藤英雄, 村瀬洋, 小暮潔, 萩田紀博, 複数視点映像における被写体の姿勢変動を考慮した見え方学習法, 電子情報通信学会, 信学技法 PRMU2005-259~302, pp.61-68, 2006/3/16-18.
- [7] S.K.Nayar, H.Murase, S.A.Nene, A general learning algorithm for robot vision., Proceedings of the SPIE - The International Society for Optical Engineering, vol.2304, pp.10-17, San Diego, CA, USA; 28-29 July 1994.
- [8] S.K.Nayar, S.A.Nene, H.Murase, Subspace methods for robot vision, IEEE Trans. Robotics and Automation, Vol.12, No.5, pp.750-758, October, 1996.
- [9] 石田皓之, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬洋, 榎本光宏, 道路標識認識のための学習データ生成手法の検討, 画像の認識・理解シンポジウム論文集 MIRU2005, pp.989-996, 2005.
- [10] 佐藤准嗣, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬洋, GPSデータと経時的全方位映像群からの街並変化の検出, 電子情報通信学会, 信学技法 PRMU2005-259~302, pp.207-212, 2006/3.