

要旨

2次元単画像を用いて3次元物体の位置・姿勢を認識するための投票型アルゴリズムについて述べる。特徴直線(特徴点を連結させて生成する)から算出する交差角度を投票特徴とし、Hash表を用いて得た得票数を累積したスコアを評価してモデルおよび位置・姿勢を推定する。

1. はじめに

ロボットへの作業教示や協調作業の実現にとって、人間ユーザーの物体ハンドリングの状態を的確に捉える画像理解機能が必要とされている。物体の位置・姿勢を認識する手法として、画像中の角度特徴を用いた Geometric Hashing(GH)法は、認識段階では高速化が可能な認識手法と考えられる。GH法は、登録と認識の2段階に分かれており、認識段階において投票と多数決により判定を行うため高速に行うことができる[1]。

本研究では線分間の交差角度を基本特徴とする投票型物体認識法を提案している。ここではそれを AGH(Angular GH)法と呼ぶことにする。これは GH法を基本としているが、小さなハッシュ表で実現可能であるという利点をもつ。

本報告では、投票の要素となる基本特徴として直線間の交差角度を使用するが、対象物自体に存在するエッジが充分でない場合に、仮想的に直線を仮定することによって交差角度を求め、AGH法を用いる手法を提案する。

2. 投票型画像認識

Geometric Hashing法は、あらかじめ対象物の多くの姿勢を規準化(あるいは相対化)された幾何学的な特徴量を登録しておき、認識するときには同様の特徴量を用いる投票によって得票数計算を行い、その最頻値を認識結果として採択する手法である(多数決方式)。多数決の原理によって不完全な情報からの認識が可能となるという利点がある[1]。図1に本研究におけるアルゴリズムを示す。登録しようとする画像に含まれるある姿勢をもつ単独の対象物の見え方を規準化するために、まず対象物自身をもつ2つの特徴点を端点とする規準線(BE)を設定する(位置、回転、大きさの規準化)。複数の特徴線分と規準線との交差角度(リスト)を用いることにより、1次元のハッシュ表によって規準線番号(モデル姿勢と一意に対応するが、ただし一つのモデル姿勢は多くの規準線をもつ)を登録する。この登録手続きをすべての可能な規準線について行う。完成したハッシュ表はモデルの様々な見え方(アスペクト)を保持していることになる。一方認識では、任意の2特徴点に基づく規準線を用いた交差角度リストによりハッシュ表を参照し、候補となる規準線番号を引き出してくる。最頻値に対応するモデルを認識モデルとする。

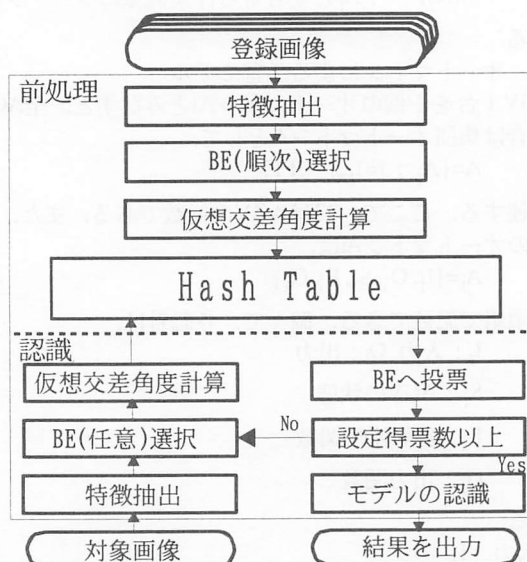


図1 AGH法のアルゴリズム

3. 特徴点抽出処理

仮想的に特徴直線を生成するために必要となる特徴点をエッジの折れ曲がり点と定義し、抽出、選択する方法を示す。

注目画素 (x, y) を中心とした水平方向、垂直方向、両対角方向について調べ、注目画素の方向分散を求める。各方向の分散は式(1)~(4)のように計算される。ここで l は近傍区間の大きさを示す。現段階では $l=4$ 、したがって近傍区間を 9×9 としている。重み係数を乗じることによって注目画素との距離を考慮する。これら4つの分散の中で最小のものを第1方向分散として定義する(5)。この計算は各画素において行われる。そして得られた第1方向分散の集合において、区間の中で最大となる部分を第1 Interest Operator と定義する[2]。

$$FDV_1 = \sum_{j=-l}^l j \{ [I(x, y) - I(x, y - l + j - 1)]^2 + [I(x, y) - I(x, y + l - j + 1)]^2 \} \quad (1)$$

$$FDV_2 = \sum_{j=-l}^l j \{ [I(x, y) - I(x + l - j + 1, y - l + j - 1)]^2 + [I(x, y) - I(x - l + j - 1, y + l - j + 1)]^2 \} \quad (2)$$

$$FDV_3 = \sum_{j=-l}^l j \{ [I(x, y) - I(x - l + j - 1, y)]^2 + [I(x, y) - I(x + l - j + 1, y)]^2 \} \quad (3)$$

$$FDV_4 = \sum_{j=1}^l j \{ [I(x, y) - I(x-l+j-1, y-l+j-1)]^2 + [I(x, y) - I(x+l-j+1, y+l-j+1)]^2 \} \quad (4)$$

$$FDV(x, y) = \min\{FDV_1(x, y), FDV_2(x, y), FDV_3(x, y), FDV_4(x, y)\} \quad (5)$$

Interest Operator は計算が比較的簡単で処理時間が短くて済むが、量子化誤差を含む直線部分で定義されることがある。このようなノイズによる誤抽出点を除去するために、別の方法で改めて特徴点を抽出する。水平方向、垂直方向、両斜め方向について近傍区間内の隣接画素に関する方向分散を調べ第2方向分散と定義する。各方向に関する分散は式(6)~(9)のように計算される。

$$SDV_1(x, y) = \frac{1}{2l(2l+1)} \sum_{i=x-l}^{x+l} \sum_{j=y-l}^{y+l-1} \{I(i, j) - I(i, j+1)\}^2 \quad (6)$$

$$SDV_2(x, y) = \frac{1}{2l(2l+1)} \sum_{i=x-l}^{x+l-1} \sum_{j=y-l}^{y+l} \{I(i, j) - I(i+1, j)\}^2 \quad (7)$$

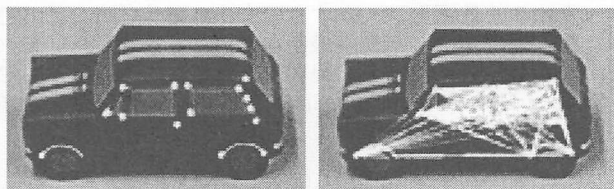
$$SDV_3(x, y) = \frac{1}{4l^2} \sum_{i=x-l}^{x+l-1} \sum_{j=y-l}^{y+l-1} \{I(i, j) - I(i+1, j+1)\}^2 \quad (8)$$

$$SDV_4(x, y) = \frac{1}{4l^2} \sum_{i=x-l}^{x+l-1} \sum_{j=y-l}^{y+l-1} \{I(i+1, j) - I(i, j+1)\}^2 \quad (9)$$

そしてこれらの最小値を次式によって第2方向分散として定義する。

$$SDV(x, y) = \min\{SDV_1(x, y), SDV_2(x, y), SDV_3(x, y), SDV_4(x, y)\} \quad (10)$$

これによって、直線部分に定義されている第1 Interest Operator が除去され、コーナーや直線の交点などを抽出することができる。これにより選択された特徴点を元に特徴直線を生成する(図2)。



(a) 特徴点画像 (b) 特徴直線画像
図2 特徴直線画像

4. 投票型アルゴリズム

登録処理においては、選択された特徴点をすべての2点の組み合わせで特徴直線を生成する。これによって Hash 表は大きくなるが、特徴点の組み合わせを行う必要がなくなる。特徴直線すべてには、番号付けされており、ある特徴量を保持している。規準線(以下 BE)として1本選択し、他との交差角度値を Hash 表という0度から90度までを1度おきに離散化された空間に特徴直線番号と特徴量の両方を登録する。交差角度値のみを登録するのではなく、その BE が持つ特徴量を同時に登録することにより、認識の精度が上がると考えられる。すべての特徴直線について同様の処理を行い、認識処理を行う前に Hash 表に登録する。

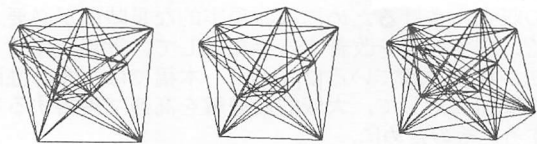
認識処理では、特徴点選択処理において、選ばれる特徴点すべてにおいて特徴直線を生成するのではなく、ランダムに特徴点を選択し、特徴直線を減少させることに

よって処理を高速に行うことができる。また、ランダムに選択することによって、特徴点として適切でない点による誤認識の確率を統計的に減少することができる。

そして、任意に特徴直線を BE として選出し、選ばれた BE と他の特徴直線との交差角度、BE の持つ特徴量を求める。そして、Hash 表中の±1°の範囲で、ほぼ同量の特徴量を持つ要素に重み付け投票を行う。すべての特徴直線に関して投票が終了した後、それぞれの特徴直線に対し得票値を集計し、しきい値を超え得票数が最多の特徴直線を含むものを認識モデルとする。

5. 実験

特徴点数の異なるモデルを登録した場合のシミュレーション実験として、特徴量を持つ特徴点を任意に発生させたモデル(図3)を回転させて登録し、認識実験を行った。各特徴点に±1画素の位置ノイズを発生させたものを認識対象として与え、ランダムに選択する特徴点数を変化させて実験をそれぞれ100回行った結果を示す(図4)。特徴点数の最も少ない回転角度0°のモデルにおいても70%以上という認識率を得ることができた。



-10° (特徴点数 11点) 0° (10点) 10° (12点)
図3 登録モデル

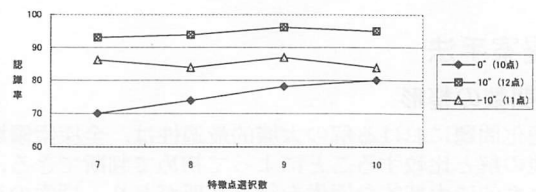


図4 実験結果

6. まとめ

特徴点抽出と選択処理、登録・認識処理における特徴直線生成の手法を提案し、「仮想交差角度特徴」に基づく1次元 Hash 表を用いた識別アルゴリズム提案し、実験により有効性を確かめた。

参考文献

[1] Y.Lamdan et al. : Proc.of ICCV, pp.238-249(1988)
[2] 堀内一仁：“多重カルマンフィルタによる物体運動の推定に関する研究”、東京農工大学修士学位論文(1995)