

動画像処理のためのモデルベースハフ変換

井上 哲理*・関 靖 夫*

Model-Based Hough Transform for Dynamic Image Processing

Tetsuri INOUE and Yasuo SEKI

Abstract

This paper describes a model-based Hough transformation method to detect edge lines of object from an image. The "Hough transformation" has been widely used to detect lines, but it has some problems in accuracy and processing speed when using it as pre-processing of dynamic image processing. The paper proposes a method which, on the basis of the conventional Hough transformation, solves those problems by two mechanisms. First, to improve accuracy, the mapping correspondences between the image plane and the Hough plane are preserved at each point in the Hough plane and the information are used to calculate the line parameters using the least square method. Secondly, to improve the processing speed, the geometrical model of the objects are used to detect lines. The proposed method are applied to extract of corner points of objects, in this paper. They are determined as intersection of edge lines which are detected by the method. The results of experiment using computer generated images show the method can detect lines and corner points more exactly than the conventional method. The method is expected to be useful as a pre-processing for model-based dynamic image processing.

1. は じ め に

動画像処理において、画像上の対象物体のエッジ線やコーナ点を用いる処理が多い。エッジ線やコーナ点は、画像より物体の3次元構造や3次元運動を決定する処理において重要な要素となる場合が多いためである。このことはエッジ線やコーナ点を用いる処理では、これらの検出精度がその後の動画像処理の結果に大きく影響することを意味しており、精度良い検出方法が必要とされている。

画像より直線を検出する有効な方法であるハフ変換は動画像処理においても広く用いられている。しかし普通のハフ変換による直線検出処理にはハフ平面での探索に時間を要する、動画像処理に用いるには精度の点で必ずしも十分でないなどの問題があり、より高速で、精度の良い方法が望まれる。

本研究では、従来のハフ変換による直線検出法を拡

張し、対象物体に関する知識(モデル)が既知の場合、それに基づくハフ変換による直線検出法を提案した。また同処理を多面体物体のコーナ点検出に応用し、その有効性を生成画像による実験により明らかにした。

2. モデルベースハフ変換

2.1 一般的に用いられているハフ変換について

ここでは、一般的によく用いられるハフ変換による直線検出の方法¹⁾について述べる。

ハフ変換では画像上の点 (x, y) に対して

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (1)$$

を満たす $\rho - \theta$ 平面上の点 (ρ, θ) を生成する。この際のパラメータ空間上の1点 (ρ, θ) はそれぞれ、画像点を通る直線の原点からの距離 (ρ) およびその傾きに直交する方向 (θ) に、したがって元の画像平面上の1つの直線に対応する(図1)。この処理を画像点すべてに行い $\rho - \theta$ 平面上での頻度分布を得る。画像平面上の直線上の各点より生成されるパラメータ空間上の点の

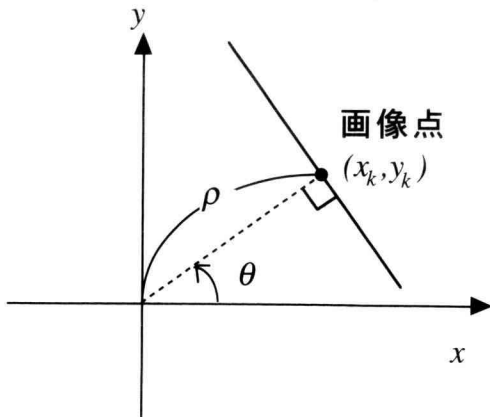


図1. ハフ変換における直線のパラメータ

中にその元の直線に対応または近い点が存在する。したがって、元の直線上の各点はその直線自身に対する近い点にカウントを密集して生成するはずである。それは分布の十分大きな極大値を有する極大点 (ρ_{lmax} , θ_{lmax}) に対応する。逆に、パラメータ空間中のカウントの十分大きな極大点より元の直線が検出されることになる。

これらをコンピュータ上で行う際には、 ρ - θ 平面を離散化して、 ρ を離散点 $\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_m$ に、 θ を離散点 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ に量子化し、離散点 (ρ_i, θ_j) に対応するメモリ内に頻度(カウント)を蓄積する。画像点 (x_k, y_k) が与えられたら θ の各値 ($\theta_1, \theta_2, \dots$ または θ_n) について式(1)より ρ (この ρ を $\rho(\theta)$ とする) を求め、点 $(\rho(\theta), \theta)$ を含む領域のカウントを1だけ増やす。画像上の値1のすべての画素についてこの操作を行い、 ρ - θ 平面上の度数分布をつくる。そして ρ - θ 平面を順次走査して、カウント値の極大点を求める。この点が原画像面上の直線の候補に対応する。

なお、ここで述べた方法では画像点からハフ平面へのマッピングによりハフ平面上に度数分布を作成する際に、離散化したすべての θ_k ($\theta_1, \theta_2, \dots$ または θ_n) に関して $(\rho(\theta_k), \theta_k)$ を求めてそれぞれをハフ平面上にマッピングしているため、処理に時間がかかる問題が生じる。この問題点を改良する方法として、ハフ平面上へのマッピングにおいて、画像点における画像の明るさの勾配方向データを用いることで、ハフ平面へのマッピング点を1点にする方法も提案されている。本研究でのモデルベースハフ変換でもこちらの方法を採用している。

2.2 モデルベースハフ変換による直線検出法

今回提案する方法は前節で述べた従来のハフ変換を基礎としている。本方法では処理速度の向上および精度の向上を目的として、従来のハフ変換処理に対していくつかの改良・拡張を行っている。

ここでは提案するモデルベースハフ変換による直線検出法の具体的な処理手順について述べる。

本方法の前提条件として、対象物体の構造(モデル)および画像上(あるいは3次元空間)での物体のおおよその位置がわかっているものとする。本方法の処理全体の流れを図2に示す。以下に各処理について述べ

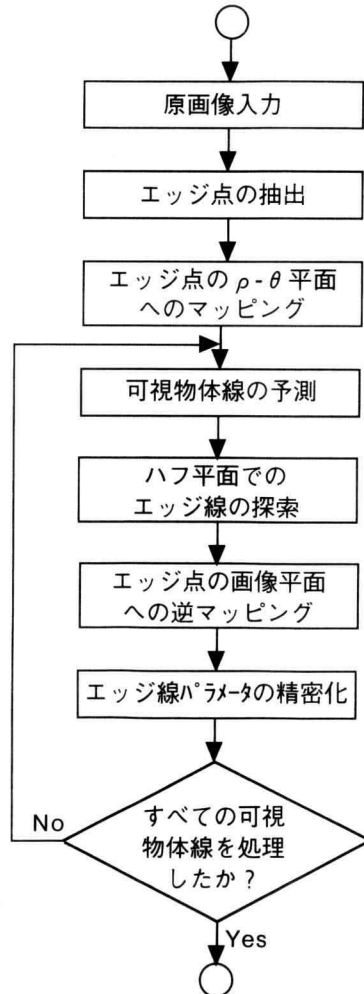


図2. 処理全体の流れ

る。

① エッジ点の抽出

原画像よりエッジ点の抽出・細線化を行う。同時にエッジ点における画像の明るさ(階調値)の勾配方向を求める。ここで、明るさの勾配方向はエッジ点が含まれる直線(エッジ線)の傾きと直交する方向と考えられる。この処理で得られる各エッジ点の画像上での位置 (x_k, y_k) およびその点における画像の勾配方向 θ_k ($0 \leq \theta_k < \pi$ で離散値)の情報を以後の処理に用いる。

② エッジ点の ρ - θ 平面へのマッピング

コンピュータのメモリ上に離散化された ρ - θ 平面に対応する2次元配列のカウントを用意する。

①で抽出されたエッジ点での画像勾配方向を θ_k とし、その画像座標を (x_k, y_k) として、

$$\rho = x_k \cos \theta_k + y_k \sin \theta_k \quad (2)$$

で求まる ρ に最も近い離散値 ρ_k を求める。そしてメモリ内の ρ - θ 平面の対応する点 (ρ_k, θ_k) のカウント係数を1増加させる。さらに以降の処理で ρ - θ 平面から画像平面への逆マッピングができるようにその位置 (x_k, y_k) も点 (ρ_k, θ_k) と関連させて記憶させる。

これらの処理を画像上のすべてのエッジ点に対して行い、 ρ - θ 平面における度数分布を得る。

③ エッジ線の予測・探索

既知である多面体物体の構造(コーナ点や稜線に関する情報)およびおよそその位置・姿勢より、現在の画像上において可視である物体線(以降、可視物体線と呼ぶ)の画像上での位置を予測する。実際のエッジ線は可視物体線に近いと考え、これよりエッジ線を予測する。

まず、この可視物体線の傾きの直交する方向 θ_l (ただし、 $0 \leq \theta_l < \pi$) を求め、これより式(2)で求まる ρ_l を算出する。(式(2)を計算する際の画像点 (x, y) は可視物体線上の適当な点を用いる)

メモリ上の ρ - θ 平面でのこの点 (ρ_l, θ_l) の近傍を探し、その記憶から、そのカウント係数値が極大の点 (ρ_m, θ_m) を求める。そして②の処理において (ρ_m, θ_m) に関連させて記憶されているすべてのエッジ点の (x, y) 座標の集合を逆マッピングをたどって求める。ただし、極大点でのカウント係数値が小さい場合は、さらに ρ - θ 平面での極大点近傍に記憶されたエッジ点も用いる。また、あらかじめ設定してある探索範囲内に十分な数のエッジ点が記憶されていない場合は、対応エッジ線がないと判断する。

④ エッジ線パラメータを求める

③で取り出された (x, y) の集合に対して、最小二乗処理により直線の方程式のパラメータを求める。これにより直線を検出できたことになる。

③, ④の処理をすべての可視物体線に対して行うことで、すべてのエッジ線を検出が可能となる。

2.3 本直線検出方法の特徴

本方法では、従来のハフ変換における問題を次の点に関して改良を行っている。

まず、ハフ平面上でカウンタ度数の局所極大値を探索する際には、従来の方法が平面全体を走査探索していたのに対して、本方法ではモデルに関する知識を用いて探索範囲を限定しており、処理時間の短縮を図っている。

さらに求められる直線の精度に関しては、従来の方法ではハフ平面上の1点(局所極大点)のみから直線パラメータを求めているため、その精度がノイズなどによる影響を受けやすい問題があった。また、ハフ平面の離散化の度合いによっては十分な精度が得られなかった。本方法ではハフ平面と関連づけて記憶した画像点座標データを用いて、最小二乗処理により直線パラメータを求めることで精度を向上し、ノイズなどの影響を少なくする工夫を施している。

以上の特徴により本方法を用いることで比較的速い処理速度で、十分な精度を持った直線を検出が可能であると期待できる。

3. モデルベースコーナ点検出法

今回提案したモデルベースハフ変換による直線検出法を応用したコーナ点検出方法を検討した。本方法ではコーナ点検出は、検出された直線の交点を求めることにより行われる。

具体的な方法は次のようになる。まず、今回提案したモデルベースハフ変換による直線検出法により画像上のすべてのエッジ線の方程式を求める。次に既知である物体構造より求めるコーナ点を通るすべての可視物体線を求める。求まった可視物体線に対応する検出した直線の交点を求め、その点の座標をコーナ点の位置とする。

コーナ点検出法としてはこれまでに Moravec の Interest 演算子を用いた方法²⁾などいくつか提案されているが、それぞれに、検出精度が良くない、画像に

よって検出されたりされなかったりするなどの問題点をもっている。また、それらの方法の多くはノイズなどにより画像上でコーナ点が欠落している場合は検出が不可能となる。

ここで提案した方法では、エッジ線の交点としてコーナ点を求めるので、画像上のコーナ点が欠落した場合でも検出が可能である。また、Moravecの方法のように画像上でコーナ点を直接探索する場合はその求める精度がせいぜい1画素程度であるが、本方法では画像上のコーナ点を直接もとめているのではなく、直線の交点として求めるので画素単位以上の精度が期待できる。

4. 実験方法および結果

4.1 実験方法

今回提案したモデルベースハフ変換に基づく直線検出およびコーナ点検出の有効性を、コンピュータにより生成した画像を用いて検討した。

対象物体の情報(モデル)として、頂点位置、線情報、面情報をローカル座標(モデル座標)でコンピュータ上に定義する。このモデルデータと設定された物体およびカメラの位置、姿勢をもとに画像を生成する。

すでに述べたように本方法での直線検出処理およびコーナ点検出処理では対象物体の構造(モデル)およびその物体のおおよその位置がわかっているものとしている。実験においては、モデルとして画像生成に用いた内部データを用い、また既知データとしての物体のおおよその位置としては、画像生成に用いた物体の3次元空間での位置、姿勢データを少しずらした値を用いた。

実験に用いた画像は512×512画素の大きさで、256

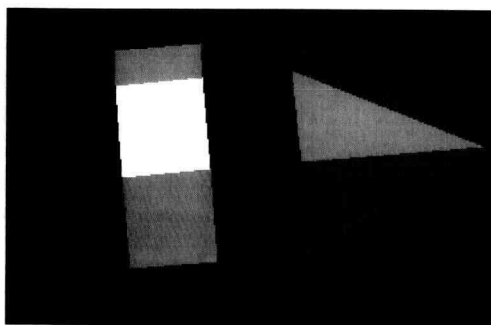


図3. 実験に用いた原画像

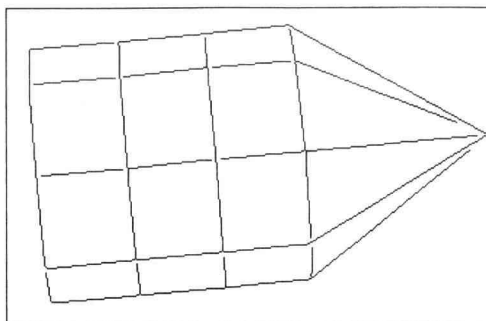
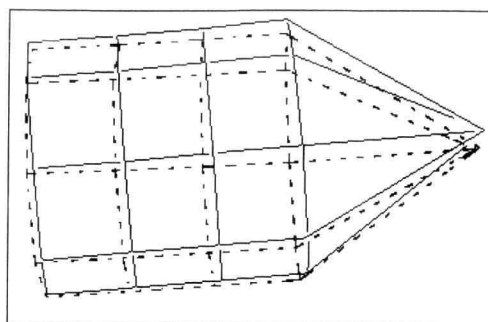


図4. 抽出エッジ像



—— エッジ像 ——— 予測可視物体線

図5. エッジ像と予測可視物体線

階調のモノクロデータである。用いた原画像の一部を図3に示す。図4にその抽出エッジ像を示す。図5は抽出されたエッジ像に、対象物体に関する知識から予測された可視物体線を重ねたものである。

4.2 実験結果

本方法で検出したコーナ点をエッジ画像に重ねたものを図6に示す。ほとんどのコーナ点がほぼ正しく検出されていることがわかる。これより本方法ではコーナ点が安定して検出されることが確認された。

表1に、図6の各コーナ点の座標値について本処理にて求められた値と実際の値を比較した結果を示す。実際の値は画像生成に用いたモデル構造と物体およびカメラ位置の知識から計算により求めた値である。多くのコーナ点で誤差が1画素程度であり、また平均して1.9画素であることから、本方法が非常に精度よくコーナ点を検出する能力を持っていることがわかる。

一方、一部のコーナ点に関しては検出ができなかつ

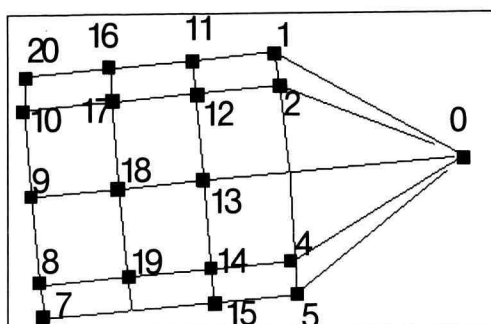


図6. 検出されたコーナ点

表1. 求めたコーナ点座標値と実際の値の比較

コーナ点 No	実際の値		求めた値		二乗誤差 (画素)
	X	Y	X	Y	
0	200.4	-3.2	198.7	-4.9	2.4
1	62.9	72.1	61.7	71.9	1.2
2	67.2	47.5	69.6	46.2	2.7
4	78.2	-77.2	75.7	-77.7	2.5
5	78.1	-101.2	76.9	-103.5	2.6
7	-100.5	-116.9	-102.1	-116.6	1.7
8	-104.8	-93.2	-105.0	-90.3	3.0
9	-111.2	-30.4	-111.5	-30.3	0.3
10	-115.7	32.5	-118.2	31.6	2.6
11	3.4	66.9	4.1	66.9	0.7
12	6.2	43.1	10.8	41.5	4.9
13	12.0	-19.6	14.1	-20.8	2.4
14	17.2	-82.5	17.3	-81.8	0.7
15	18.6	-106.5	18.7	-107.8	1.3
16	-56.1	61.8	-55.4	60.8	1.2
17	-54.7	37.8	-53.5	36.6	1.8
18	-49.6	-25.0	-48.6	-25.6	1.1
19	-43.8	-87.9	-43.8	-86.0	1.8
20	-41.0	-111.7	-41.7	-112.2	0.9
平均値					1.9

たり、得られた位置の誤差が大きいコーナ点もいくつかあった。この原因として予測された位置と実際の位置のずれが大きく直線の検出精度が十分でなかったことが予想される。今後、予測位置と実際の位置のずれが検出能力に及ぼす影響を詳細に検討する必要がある。

5. ま と め

対象物体に関する知識（モデル）がある場合のモデルベースのハフ変換による直線検出法を提案した。同方法は従来のハフ変換がもつ処理速度の遅さをモデルに関する知識を用いることで改善し、検出精度をハフ平面から画像平面に逆マッピングすることで向上させた。また同処理を応用した多面体物体に対するハフ変換を用いたモデルベースのコーナ点検出法を提案し、生成画像を用いて有効性を検討した。

実験の結果より、確実にコーナ点が検出できることがわかった。また、検出精度も従来の方法に比べて良いことがわかった。

本方法はモデルベースの方法であり、直線の検出やコーナ点検出では対象物体の構造に関する知識や物体の画像上での位置情報が分かっているなどの点で、その応用分野はある程度限定される。しかし、本処理と同様にこれらの知識を用いるモデルベースの動画画像処理などでは、精度や検出能力の点から有効な前処理の方法となることが期待できる。

今後の課題としては、モデルによる予測位置と実際の位置のずれが検出能力や精度にどのような影響を与えるかを検討し、検出精度の詳細な検討を行うことが必要である。また、今回の直線検出では画像上での直線の方程式のパラメータを出すものであったが、新たな処理を加え画像上に現れている線分の位置や長さを求める方法などを検討することが挙げられる。

なお、本研究は神奈川工科大学動画画像処理室のシステムを用いて行われた。

参 考 文 献

- 1) 森, 板倉; "11. Hough 変換", 「画像認識の基礎 (II)」, オーム社, 1990, p. 3~22.
- 2) H.P. Moravec: "Visual Mapping by a Robot Rover", Proc. 6th. IJCAI, pp. 598~600, (1979).