Hough 変換の多段階化による複数剛体の運動回復

中 島 重 義[†], 正会員 濱 裕 光[†], 細 川 省 一[†]Recovery of the Motions of Rigid Bodies
Using Multi-stage Extension of Hough TransformShigeyoshi Nakajima[†], Hiromitsu Hama[†] and Shouichi Hosokawa[†]

Abstract We propose a new method to recover the 3D structures and motions of rotating rigid bodies from a moving image. We assume that the image is taken under the perspective condition and each axis of rotation does not move. A rotation in 3D space becomes a circular trajectory. A circular trajectory projected into a 2D image plane becomes a conic section, for instance an ellipse. A recent work by Sawhney et al. showed that the elliptic trajectory in a 2D image plane could be used to recover the 3D space motions and structures. We emphasized the time factor to recover them. We employ the Hough transform method and also divide the transform into several stages. The division of the transform stage reduced the computation cost. Our method enables separation of two trajectories which cannot be separated by Sawhney's method.

1. ま え が き

動画像中の物体の軌跡を解析することはロボットアイなどの開発のために有用なものである。本論文は単眼透視画法による剛体の動画像からその運動を回復する手法について提案する。

回転運動をする剛体について、Broida ら¹⁾は回転中心が並進運動を伴う場合を扱い、Sawhney ら²⁾は伴わない場合を扱った。本論文では、物体の回転軸は固定されていて回転角速度は一定であるとするので後者に分類される。また、物体の表面にある特徴点は各フレームから抽出されることを前提としている。このとき特徴点の軌跡は3次元空間ではある平面上の円になる。これが透視画法によって x - y 平面では円錐曲線に

なる。Sawhney ら²⁾はこの x - y 平面内の円錐曲線、特にその中でも楕円曲線を求めて3次元空間での円を特定し、同一の回転軸にある特徴点をグループ化する手法を提案した。本研究ではこれに対し、特徴点が観測された時刻を積極的に利用する方法を提案する。すなわち、Sawhney らの研究が画像平面上の特徴点の位置を入力としていたのに対して、本研究では特徴点の位置と観測時刻を入力とし、動画像中の複数の物体の回転パラメータとその表面の特徴点の相対的位置を求めるものである。また、Sawhney らが発見的な規則によってグループ化を行ったのに対し、ここで提案する手法では Hough 変換を用いており、発見的な規則の複雑な評価関数のかわりに、Hough 空間での距離という明確な指標を用いることができる。

キーワード：動画像解析, 透視画法, Hough 変換, 3次元空間の認識, 動きからの形状

1995年11月10日受付, 1996年2月9日再受付

[†] 大阪市立大学 工学部 (〒558 大阪市住吉区杉本 3-3-138, TEL 06-605-2684)

[†] Faculty of Engineering, Osaka City University (3-3-138 Sugimoto, Sumiyoshi-ku, Osaka 558, Japan)

Hough 変換³⁾は最初、平面上の直線を検出する手法として提案されたが、その後様々な曲線に適用され、さらには任意のパラメトリックな図形に適用できることが示された⁴⁾。Hough 変換の高速化には Li⁵⁾、Bergen⁶⁾、Xu⁷⁾などの研究がある。Li らはパラメータ空間の分割をピラミッド化する FHT を提案した。この手法は変換式の結果がパラメータ空間での超平面になる場合に有効である。しかし、本研究の対象とする分野では変換式の結果が超平面になるとは限らない。Bergen らの手法では投票されるデータベクトルの数が多い場合にはそれを減少させる手段として Monte-Carlo 法を利用してデータベクトルの数を減らすことができる。しかし、本研究ではむしろパラメータ空間の次元数の多さが問題となるものであり、Bergen らの手法は有効であるとはいえない。Xu らは、個々のデータベクトルからパラメータを得る収斂過程が存在する場合には、投票対象となるパラメータ空間を制限することができることを示した。本研究は Xu らの手法に沿ったものであり、剛体の運動解析における有効な収斂過程を提供するものである。

本手法の処理の概要は次のようになる。 x - y 画像平面に時間軸 t を加えたものを x - y - t 時空間とする。 x - y 画像平面での円錐曲線は x - y - t 時空間では螺旋になる。この螺旋を低次元の曲線で近似してグループ化し、その後、画像平面で円錐曲線としてのパラメータを求める⁸⁾。近似する低次元の曲線として、ここでは時空間内の楕円を用い、その楕円の式を Hough 変換によって求める。しかし、この楕円への Hough 変換を直接求めるためには莫大な計算コストが必要である。これを軽減するために、点列から楕円までの間にさらに低次元の図形を求める中間の段階を設ける。このことを Hough 変換の多段階化と呼ぶ。この低次元の図形として時空間内の直線と円を選ぶ。直線と円を選んだ理由は、楕円に達するまでそれぞれ、方向の変化、曲率の変化とパラメータが増えていくからである。低次元の図形は、次のより高次元の図形のパラメータを予測する。その予測に従って Hough 変換を限定して行うため、多段階化せずに直接 Hough 変換を行う場合に比べて計算コストが軽減できる。

本論文ではこの多段階化の結果を利用して動画像中の特徴点を軌跡ごとにグループ化し、さらにそれらの軌跡を同一剛体ごとにグループ化して複数の剛体の回転パラメータと 3 次元空間での特徴点の相対位置を回復する。また、円のパラメータから楕円のパラメータを得る段階において用いた手法の詳細は文献⁹⁾に述べてある。

図1 固定した軸回りの回転運動
An example of figure caption in English.

2. 時空間での多段階 Hough 変換

2.1 3次元空間での回転運動

図1に示すように 3 次元空間の固定した回転軸の回りを回転運動する点は円を描く。

$$\vec{c} = (c_X, c_Y, c_Z) \quad (1)$$

$$\vec{e}_0 \perp \vec{e}_1 \quad (2)$$

$$\vec{e}_1 \perp \vec{e}_2 \quad (3)$$

$$\vec{e}_0 \perp \vec{e}_2 \quad (4)$$

$$\vec{e}_1 = (e_{1X}, e_{1Y}, e_{1Z}) \quad (5)$$

$$\vec{e}_2 = (e_{2X}, e_{2Y}, e_{2Z}) \quad (6)$$

$$\theta = \omega \times t + \theta_0 \quad (7)$$

$$X = c_X + \cos \theta \times e_{1X} + \sin \theta \times e_{2X} \quad (8)$$

$$Y = c_Y + \cos \theta \times e_{1Y} + \sin \theta \times e_{2Y} \quad (9)$$

$$Z = c_Z + \cos \theta \times e_{1Z} + \sin \theta \times e_{2Z} \quad (10)$$

$\vec{c}$ は回転軸上のある 1 点であり、 $\vec{e}_0$ は回転軸方向の単位ベクトルで、 $\vec{e}_1, \vec{e}_2$ は互いに垂直で $\vec{e}_0$ に垂直な単位ベクトルである。 θ_0 は特徴点の初期角度、 ω は回転の角速度で、 t は時間を表す。 (X, Y, Z) は回転運動する特徴点の座標を表す。

透視画法によって x - y 平面に投影するとその軌跡は円錐曲線となる。

$$x = \frac{fX}{Z} = \frac{f(c_X + \cos \theta \times e_{1X} + \sin \theta \times e_{2X})}{c_Z + \cos \theta \times e_{1Z} + \sin \theta \times e_{2Z}} \quad (11)$$

$$y = \frac{fY}{Z} = \frac{f(c_Y + \cos \theta \times e_{1Y} + \sin \theta \times e_{2Y})}{c_Z + \cos \theta \times e_{1Z} + \sin \theta \times e_{2Z}} \quad (12)$$

なかでも、 c_Z の値が常に正である場合、 x - y 平面での軌跡は楕円になる。この楕円は、 x - y - t 時空間では図2にその一部を示すように螺旋になる。図中には時空間の点とそこから x - y 平面におろした垂線が表示してあ

図2 x-y-t 時空間の螺旋運動
Spiral motion in x-y-t timespace.

図4 x-y-t 空間内の観測された特徴点
Observed feature points in x-y-t space.

図3 x-y 平面上で観測された特徴点
Observed feature points on x-y plane.

図5 接線に沿った集中
Concentration along the tangent line.

る．図3に，この特徴点の位置を $x-y$ 平面上に投影した様子を示す．ここでは特徴点は近接した2楕円の上に15点ずつ存在している．これらの2楕円の各点を $x-y$ 平面上で区別するのは非常に困難である．この点列を $x-y-t$ 時空間で表示すると図4のようになり，区別が容易である．図の中では，一定方向に沿って観測点が並んでいる． $x-y$ 平面ではなく， $x-y-t$ 時空間で考える利点は図3と図4の比較から明らかである．

2.2 直線セグメントの検出

観測点が並ぶ方向は螺旋軌跡の接線に相当する．この接線方向に垂直な平面に正射影し，その平面を格子状に分割して各格子内に射影された点の様子を図5に示す．図5では $x-y-t$ 空間内の平面 $x'-y'$ に投影しており，単位長は仮に L としてある．図からわかるように，一定方向に並ぶ軌跡上の点は1つの格子に集中し，乱雑に並ぶ雑音とは容易に区別することが可能である．これは一種の Hough 変換であり，このように時空間内から直線に沿って並ぶ観測点を高速に検出す

る手法を我々はすでに提案している¹⁰⁾．このように時空間内で直線セグメントが検出でき，雑音と区別することができる．

2.3 直線セグメントから円近似へ

直線セグメントがいくつか検出されたのち，それらを組合せて円近似を行う．ここで2直線セグメントを選ぶ．2直線セグメントに属する点列に距離が最も近くなるような平面を最小2乗法で選ぶ．この平面上で直線セグメントを円の2接線であると見なして円のパラメータを予測する．円のパラメータが予測できたら，そのパラメータに従って円パラメータ空間へ Hough 変換を行う．時空間内の円を決定するパラメータは，円の中心 (X_{cc}, Y_{cc}) と，半径 r_{cc} である．

$$(X - X_{cc})^2 + (Y - Y_{cc})^2 = r_{cc}^2 \quad (13)$$

これに DQ 法 (Dynamic Quantization)¹¹⁾ を利用して最も狭いサンプリング間隔で点列データが集中するような円パラメータを選ぶ．このとき，仮りに間違っ

図6 矛盾する2接線

Two tangent lines incompatible to each other.

て図6に示すような同一の軌跡上にない2直線セグメントを選ぶと、それらの集中するサンプリング間隔は広くなる。そこで、最終的なサンプリング間隔に適切な閾値を設けることで誤った直線セグメントの組を排除する。

予測された円パラメータから最終的な円パラメータまでは勾配法を利用する。すなわち、 (X_{cc}, Y_{cc}) と r_{cc} に加えて、それぞれのサンプリング間隔 i を含む4次元の1点が1つの配列の蓄積に相当する。

$$(X_{cc}, Y_{cc}, r_{cc}, i)$$

これに対して次の近傍が考えられる。

$$(X_{cc} - i, Y_{cc}, r_{cc}, i), (X_{cc}, Y_{cc} - i, r_{cc}, i),$$

$$(X_{cc}, Y_{cc}, r_{cc} - i, i), (X_{cc}, Y_{cc}, r_{cc}, 2 \times i),$$

$$(X_{cc}, Y_{cc}, r_{cc}, i/2), (X_{cc} + i, Y_{cc}, r_{cc}, i),$$

$$(X_{cc}, Y_{cc} + i, r_{cc}, i), (X_{cc}, Y_{cc}, r_{cc} + i, i)$$

これらの中で配列の中で一定以上の得票数があり、しかも得票密度（得票数/ i^3 ）を最大とするものを選び、次の探索点とする。このように探索点が漸次的に変化して最適な円パラメータとサンプリング間隔に到達することを期待する。これは局所最小の問題を逃れ得ないが、局所最小の問題に関しては、遺伝的アルゴリズム¹²⁾¹³⁾などで克服することも考えられ、今後の課題に残すことにする。

2.4 円近似から楕円近似に

円近似されたパラメータに従って再度グルーピングを行う。これにより、直線近似でグループに加えられなかった観測点をグループに加える。その後、このグループ内の点が満足する楕円のパラメータを予測する。

平面上の直交する単位ベクトルを $\vec{e}_3, \vec{e}_4$ 、楕円の中心位置を (X_{el}, Y_{el}) 、離心率を ecc 半径 r_{el} とすると、

次式で楕円軌道上の点 (X, Y) が与えられる。

$$\vec{e}_3 \perp \vec{e}_4 \quad (14)$$

$$E = \sqrt[4]{1 - ecc^2} \quad (15)$$

$$(X - X_{el}, Y - Y_{el}) = \frac{r_{el} \cos \theta_0 \vec{e}_3}{E} + r_{el} \cos \theta_0 E \vec{e}_4 \quad (16)$$

楕円の初期パラメータとして、まず楕円中心 (X_{el}, Y_{el}) を前段階での円の中心に等しいと考える。その他のパラメータは、グループ化された点列 (X, Y) の統計的値より決定する。その詳細は筆者らの⁹⁾の論文にある。

単位ベクトル $\vec{e}_3, \vec{e}_4$ は楕円の長軸方向 θ_{el} が決定できれば、長軸方向と短軸方向を示す単位ベクトルとして決定できる。 $(X_{el}, X_{el}, ecc, r_{el}, \theta_{el})$ が楕円パラメータを決定するものとして、前段階の円の場合と同じように漸近的なパラメータ変化により最適値を求める。

2.5 楕円近似から螺旋近似へ

$x-y-t$ 空間で得た楕円近似を $x-y$ 平面に投影すると別の楕円上の点列 (x', y') が得られる。この楕円に時間パラメータ t による角度変化があるとする。角度の初期値を θ_1 、角度変化を ω_1 とする。 $\vec{e}_5 = (x_5, y_5)$ と $\vec{e}_6 = (x_6, y_6)$ は互いに垂直な $x-y$ 平面上での単位ベクトルであるとする。

$$E' = \sqrt[4]{1 - ecc'^2}. \quad (17)$$

$$\begin{aligned} & (x' - x'_{sp}, y' - y'_{sp}) \\ &= \left(\frac{r' x_5 \cos \theta_1 + t \omega_1}{E'} + E' r' x_6 \sin \theta_1 + t \omega_1, \right. \\ & \quad \left. \frac{r' y_5 \cos \theta_1 + t \omega_1}{E'} + E' r' y_6 \sin \theta_1 + t \omega_1 \right). \end{aligned} \quad (18)$$

ここでは t による (x', y') の位置は透視画法ではなく、正射影法により決定されているため実際の値からのずれが生じている。ここでは、いったん螺旋による近似を行い、漸近的手法によって最適値を得た後、時間変化のパラメータを取り除き、 $x-y$ 平面上での楕円近似を行う。 θ_2 を点 (x'', y'') に従う角度変数として、次の最適値 $x''_{sp}, y''_{sp}, r'', ecc''$ を求める。

$$E'' = \sqrt[4]{1 - ecc''^2}. \quad (19)$$

$$\begin{aligned} & (x'' - x''_{sp}, y'' - y''_{sp}) \\ &= \left(\frac{r'' x_7 \cos \theta_2}{E''} + E'' r'' x_8 \sin \theta_2, \right. \\ & \quad \left. \frac{r'' y_7 \cos \theta_2}{E''} + E'' r'' y_8 \sin \theta_2 \right). \end{aligned} \quad (20)$$

$x-y$ 平面の楕円の同定ができたならば、その値から動きの回復と構造の回復が可能である²⁾。

3. 実験結果

3.1 線分, 円, 楕円, 螺旋の検出

図7(a)は人工的に発生させた回転運動の軌跡とゴ

図7 人工的に作成したデータの例
A sample of artifical data.

マ塩雑音を仮定した偽の特徴点を示してある．図7の(b)から(e)までは、それぞれの図形の軌跡とグループ化された特徴点列を示している．回転運動の軌跡は画像処理過程で、 $1\text{pixel} = 0.1\text{frame}$ の比率にしてある．図8では、最終的に得られた楕円曲線もとの観測点が x - y 平面に示されている．このように、もとの楕円の軌跡が回復されていることが視覚的に確かめられる．

図9(a)は図7と同様な螺旋が2本存在した場合を示したものである．それぞれ分離された螺旋は図9(b)に示される．

3.2 複数剛体の運動と形状の回復

図10は、6個の特徴点の20フレームにわたる軌跡を人工的に作成したものを x - y - t 時空間で表現したものである．6個の特徴点は同一の回転軸の周囲を回転しており、3個ずつの組に分かれ、それぞれの組が1個の剛体に対応している．つまり、この図の中には2

図8 回復された軌道曲線とそれに沿って選ばれた点
The recovered curve and the selected points along it.

図10 x-y-t 時空間内の6軌跡
Six orbits in x-y-t.

(a)

(b)

図9 分離された2螺旋
Two separated spirals.

個の剛体が存在していることになる。同一の剛体に属する点は同一の角速度で回転運動しているが、2個の剛体は互いに異なった角速度で回転運動している。一

(a) x-y平面でのクラスタリング

(b) x- ω 平面でのクラスタリング

図11 回転パラメータのクラスタリング結果
Clustering of rotation parameters.

方の剛体の組は黒点で、他方は白抜き点で示してある。これらの特徴点をグループ化してその回転軸をクラスタリングする。回転軸は $x-y-z$ 空間から、視線方向に透視画法的に $x-y$ 画像平面 ($z = f$) に投影する。 $x-y$ 画像平面の原点からおろした足を (x_c, y_c) とすると、 (x_c, y_c, f) は $x-y-z$ 空間の原点からこの足の方

に向かう視線ベクトルであり、その単位ベクトルを $\vec{e}_e$ とする。画像平面上に投影された回転軸の方向ベクトルを $\vec{e}_l$ とすると、回転軸の方向ベクトル $\vec{e}_{rot}$ は、 $\vec{e}_e$ と $\vec{e}_l$ の和で示される。

$$\vec{e}_{rot} = \cos \theta \vec{e}_l + \sin \theta \vec{e}_e \quad (21)$$

(x_c, y_c, θ) 空間の一点が視線方向で正規化された回転軸方向を示すことになる。図 11(a) は得られた回転軸のパラメータを x - y 平面に投影したものである。属する組によって黒丸と白抜きの丸で区別している。図 11(b) は x - ω 平面に投影したものである。図(a)では2つのクラスターが重なっているが、図(b)では分離が容易であることがわかる。このようにして、回転軸方向と回転角速度によるクラスタリングを行うことで同一剛体に属す特徴点どうしでグループ化が出来る。図 11(b) では2剛体が検出できたので複数剛体の運動の回復ができたことになる。

回転軸のクラスタリングのデータから特徴点間の相対距離が回復できる。ただし、当然ながらスケールファクタの曖昧性は残る。図 12 には図 10 における人工的に作成した特徴点のデータと、図 11 の結果から回復された一方の剛体の特徴点の x - z 平面への投影図が比較されている。この図ではスケールファクタの曖

(a) もとのデータ

(b) 回復後のデータ

図 12 人工的データの構造回復
Recoverd structure of artificial data.

昧性があり、具体的な距離単位を指定することができないので、単位長さを L としてある。

本手法の有効性を評価するため次のことを行った。スケールファクタによる正規化を行った後で、対応する各点の z の値のずれをパーセンテージで表現し、その絶対値を平均した。平均値は 0.216% となった。

3.3 VTR 画像への適用

本手法の実用性を検証するため、VTR カメラによって撮影された動画像内の剛体の軌跡に対して適用を試みた。図 13 は実験の対象となった模型自動車の写真である。模型自動車の6個所に赤色の LED を取り付ける。これは、先ほどの人工的に作成した例とは異なり6点は同じ剛体に属して、同じ角速度で回転している。これを VTR カメラにより撮った動画像から LED の領域を抽出し、各領域の重心を検出した結果

図 13 模型自動車の写真
Picture of a model car.

図 14 VTR 画像からの x - y - t データ
The x - y - t data from the VTR image.

図 15 模型自動車の VTR 画像から回復された構造
Recovered structure from VTR images of a model car.

が特徴点の位置として図 14 のように $x-y-t$ 時空間で示されている。図 14 では画面を焦点距離に対して正規化してあるので、距離単位として L を用いている。これらより、多段階 Hough 変換により軌跡をグループ化して得られた結果より、6 点の軌跡は同一剛体の回転であると判断され、その回転パラメータのクラスタリング結果から回復された $x-y-z$ 空間の構造を $x-z$ 平面に投影したものを図 15 に示す。図 15 でもスケールファクタによる曖昧性が存在するため、単位長さに L を使用している。図 16 は 6 点の軌跡から算出された回転パラメータのうち角速度 ω と原点から回転軸におろした足の x 座標を示している。図 15 と実際の模型自動車の構造を比べると幾分か歪みが見られるが、全体的な構造は比較的良く一致している。歪みの原因としては漸近的な変化過程が途中で打ち切られたことと、VTR 画像の幾何学的歪みなどが考えられる。

本手法の有効性を評価するため、得られた奥行き値 z と、撮影状況から実測した各点の奥行き値のずれを測定した。スケールファクタによる正規化を行った後で、対応する各点の z の値のずれをパーセンテージで表現し、その絶対値を平均したところ、0.72% となった。

このように、本手法は実写による動画データへも応用できることが確認された。

3.4 実験の所要時間

観測点の数とその位置によって所要時間が異なるが、参考のために 2 例を挙げる。実験は SONY の NWS-3865 (CPU: R3000 25 MHz) で行った。前節の VTR 画像をもとにした場合では、重心検出などの前処理を除くと、1 軌跡当たり 14 点が存在する状態で 146.2 sec を要した。人工的に生成した図 7 の例では、20 点の特徴点が 1 軌跡に存在する状態で 104.4 sec、ジョブの CPU 占有率は双方ともほぼ 90% であった。VTR 画像をもとにした例が点の数に比べてより多くの時間を

図 16 VTR 画像からの $x-\omega$ 平面でのクラスタリング
Clustering in $x-\omega$ from VTR Images.

要したことは、VTR 画像の位置ずれや幾何学的歪みなどが原因として関わっていると考えられる。

4. 考 察

4.1 漸近的变化における局所最小

本研究では検出された低次元図形の結果から高次元図形のパラメータを予測し、その予測から漸近的变化によって最適なパラメータを求めている。この漸近的变化は、勾配法による変化をそれぞれのパラメータごとに移動させることに限定したものと考えられるが、これは、勾配方向への移動よりもパラメータのサンプリング間隔の細分化がより多く起こると予測し、プログラム上の高速化を図った結果である。この手法では大局的な最適値にいたるまでに、漸近的变化が局所最小にとらわれることは過去から指摘されている問題である。本研究では、時空間を設定する際に $x-y$ 平面の画素のサンプリング間隔と、時間軸のサンプリング間隔の間の比率によって、勾配法が局所最小に捕らわれる場合の数が増えることが実験の過程で明らかになった。回転物体の回転角速度によって、適切な比率が変化するのである。しかし、検出した後でしかこの回転角速度を知ることはできない。

この解決のための手法として、ひとつには、一点探索である勾配法のかわりに多点探索である遺伝子的アルゴリズムを導入することが考えられる。予測されたパラメータの一点だけではなく、その近傍に多数の探索の開始点を設定して、局所最小にとらわれた探索点が出て、捕らわれない他の探索点によって探索が継続される。しかし、遺伝子的アルゴリズムの導入はその系の対応できる回転角速度の範囲を広げることは可能でも、最終的には限界があると予想される。

1 つの系が対応できる範囲があるとすれば、異なる範囲に対応した系を多重に設け、並列に動作させることで目的とする動きの範囲を覆い尽くすことが考えら

れる。遺伝子的アルゴリズムを導入したときの適用可能範囲と、それに基づいた多重化を今後考える必要がある。

4.2 楕円以外の円錐曲線

一般に3次元空間中で固定した回転軸の回りを運動する特徴点の軌跡は、透視画法的に2次元画像上では円錐曲線を描くことがわかっている。本研究ではこの円錐曲線が楕円の場合を対象としてその検出手法を提案したが、楕円以外の円錐曲線についても検出の方法が必要である。そのような場合に中間段階の曲線をどのように設定すれば効率が上がるかなどを今後考える必要がある。

4.3 中間段階の設定

本研究では高次元図形の Hough 変換を行う際に、低次元図形の中間段階を設けて変換を高速化した。観測された特徴点から最終的な螺旋図形までの間に、時空間内での線分、円、楕円の検出段階を設けた。本手法が直接高次元 Hough 変換を行う場合に比べて非常に効率が良いことは示されたが、この中間段階が最適であるとは限らない。他の図形の組合せと、系が最適解を検出する安定性、処理速度などを比較検討する必要があると思われる。

4.4 雑音の影響

図7(a)と図9(a)には人工的に発生させたごましお雑音が付加してある。このような雑音が剛体の運動回復にどのような影響を及ぼすかを考察する。影響を及ぼす段階として特に直線近似の段階に注目する。なぜならば、直線はパラメータの数が少ないので近似精度が低く、ごましお雑音の影響を最も受けやすいからである。

図7(a)では1フレームあたり平均5個のごましお雑音があり、20フレームで100個のごましお雑音が存在する。図5では格子の中に特徴点の数を投票して、直線を検出している。格子の大きさは画素に換算して約14画素四方である。前述の近似精度の低さとはこの格子の幅の広さに相当する。投票が集中している格子の区画の中の特徴点の数は8点であり、螺旋の一部が直線セグメントに近似されている。しかし、その近傍の区画には螺旋に沿った他の特徴点が存在し、最も多い区画で3点の特徴点が存在している。つまり、図5でこの直線はどの近傍の区画よりも5点以上多い極大の区画として検出されていることになる。

さてここで、8近傍の区画のどれか1個にあるごましお雑音の数が直線の存在する格子のごましお雑音の数よりも5点以上多ければこの極大性が失われ、直線近似が正しく行われないと考えることにする。このご

ましお雑音の分布は Poisson 分布に近似できることが良く知られている。それにしたがって図7(a)と同程度のごましお雑音がこの極大性を損なう確率を計算すると 5.2×10^{-4} となる。つまり、2000回に1回は直線近似が正しく行われえない可能性がある。

それでは、2回に1回は直線近似が正しく行われえない可能性があるようなごましお雑音の密度はどれくらいか計算してみると、1フレームあたり平均60.3個になる。このとき20フレームで1206個のごましお雑音が存在することになる。ごましお雑音の密度がこれよりも大きいときは、直線近似に成功する場合よりも失敗する場合が多くなるので、これが雑音限界であると言える。

5. む す び

本研究では単眼視動画像から特徴点の軌跡を時空間中で検出する手法について述べ、その中で高次元のパラメトリックな図形を対象とした Hough 変換を多段階化することにより計算コストを軽減する手法を提案した。

本論文での Hough 変換では DQ 法を利用して、一定以上の投票のあるサンプリング区画の中で、サンプリング間隔が最も狭いものを解として選ぶように設定した。これに対し、最近の研究では Hough 変換そのものに改良を加えたものがある。仮説試験手法(hypothesis-test method)¹⁴⁾もそのひとつである。これは平面からの直線検出において Hough 変換の配列上に蓄積された投票そのものではなく、異なるサンプリングとの関係で決定される力関数(power function)を求めるものである。Hough 変換配列の極大はそのサンプリングにおいて最適なパラメータを与えるが、力関数の極大は最適なサンプリングと最適なパラメータを同時に与えるものである。ただし、このような力関数が意味を持つためにはもとの特徴点の分布などに制限があり、他のパラメータによる図形の特徴点の分布と重なりがあってはならない。本研究で目的とするような重なり合った特徴点分布からそれぞれの図形を分離する目的には直接使用できるものではないが、最適なサンプリングと最適なパラメータが同時に与えられるという点で、このような手法を拡張し応用への可能性を検討することは一考に値する。

動画像中の剛体の特徴点の観測からその運動と構造の回復を Hough 変換を応用して行う手法について提案したが、上述のように多くの残された課題があり、それらについて今後検討していきたい。

[参 考 文 献]

- 1) Broida, T.J. and Chellapa, R.: "Estimation of Object Motion Parameters from Noisy Images", IEEE Trans., **PAMI-12**, 11, pp.1092-1098 (1990)
- 2) Sawhney, H.S. et. al.: "Image Description and 3-D Reconstruction from Image Trajectories of Rotational Motion", IEEE Trans., **PAMI-15**, 9, pp.885-898 (1993)
- 3) Hough, P.V.C.: "Method and Means for Recognizing Complex Patterns", U.S. Patent 3069654, (Dec. 18, 1962)
- 4) Ballard, D.H.: "Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes", Pattern Recognit., **13**, 2, pp.111-122 (1981)
- 5) Li, H., Lavin, M.A. and Le Master, R.J.: "Fast Hough Transform: A Hierarchical Approach", CVGIP, **36**, pp.139-161 (1986)
- 6) Bergen, J.R. and Shvaytser, H.: "A Probabilistic Algorithm for Computing Hough Transform", J. Algorithms, **12**, pp.639-656 (1991)
- 7) Xu, L. and Oja, E.: "Randomized Hough Transform (RHT): Basic Mechanisms, Algorithms, and Computational Complexities", CVGIP: IMAGE UNDERSTANDING, **57**, 2, pp.131-154 (Mar. 1993)
- 8) 中島重義, 濱 裕光, 前川義治, 細川省一: "多段階 Hough 変換による動画像軌跡の螺旋近似", 信学論 (D-II), **J79-D-II**, 1, pp.128-130 (1996)
- 9) 中島重義, 濱 裕光, 前川義治, 細川省一: "動物体の軌跡の楕円近似", テレビ誌, **49**, 8, pp.1094-1096 (1995)
- 10) 杉浦直人, 中島重義, 濱裕光: "Hough 変換を用いた動き検出における計算コストの削減", 平成 6 年度電気関係学会関西支部連合大会予稿集, pp.G343 (1994)
- 11) O'Rourke, J.: "Motion Detection using Hough Techniques", Proc. IEEE Conf. Pattern Recognition and Image Processingm Dallas, TX, pp.82-87 (1981)
- 12) Goldberg, David E.: "Genetic Algorithms", Addison-Wesley Publish Company, Inc. (1989)
- 13) Koza, John R.: "Genetic Programming", The MIT Press (1992)
- 14) Princen, J., Illingworth, J. and Kittler, J.: "Hypothesis Testing: A Framework for Analyzing and Optimizing Hough Transform Performance", IEEE Trans., **PAMI-16**, 4 (1994)

なかじま しげよし

中島 重義 1987 年, 京都大学大学院工学研究科電気工学第二専攻博士課程単位取得退学。同年, 大阪府立大学工学部助手となり, 現在に至る。この間, 人工知能, 画像処理, 並列処理, 神経回路網, コンピュータビジョンの研究に従事。工学修士。

はま ひろみつ

濱 裕光 1970 年, 大阪大学大学院基礎工学研究科電気工学専攻修士過程修了。大阪市立大学工学部電気工学科助手, 情報工学科助教授を経て, 現在, 同学科教授。この間, パターン認識, 変換群不変関数, 画像処理, 視覚情報処理などの研究に従事。正会員。

ほそかわ しゅういち

細川 省一 1960 年, 大阪市立大学大学院修士課程修了。同年, 同大学工学部助手, 1963 年, 同講師, 1971 年, 同助教授。1990 年, 同教授 (情報処理工学講座), 現在に至る。この間, 音声信号の高効率符号化法および伝送, 音声認識, コンピュータネットワーク, ニューラルネットの研究に従事。工学博士。