

CG 画像の生成と比較に基づく動物体の運動計測

森谷 貴行 日浦 慎作 井口 征士

大阪大学大学院 基礎工学研究科

taka-m@inolab.sys.es.osaka-u.ac.jp

あらまし 高速かつ安定に動物体の追跡を行う手法が求められている。そこで本研究では、濃淡画像を用いたモデルベース解析を行う。まず前処理として、カメラとプロジェクタから構成されるレンジファインダを用い、物体の形状とテクスチャを計測する。これを基に PC 上で対象物体の様々な姿勢に関する CG 画像を生成し、次々に入力される画像と比較することで実際の物体の位置を推定し、追跡を行う。まず、入力画像に対し幾何学的に位置合わせされた CG 画像の生成を行い、最小二乗法を適用してどの位置に平行移動・回転したかを推定するプログラムを実装し、計測精度に関する検証を行った。また、これらの処理を連続的に得た入力画像に対し繰り返す行うことで、物体空間内の 2 自由度平行移動と 1 軸回転の計 3 自由度の運動推定を 4.5frame/sec で行うことができた。

Object Tracking by Comparing Generated CG Images

Takayuki Moritani Shinsaku Hiura Seiji Inokuchi

Graduate School of Engineering Science, Osaka University

taka-m@inolab.sys.es.osaka-u.ac.jp

Abstract To realize a fast and robust object tracking method, we propose a model-based method using intensity images. At first, the 3-D shape and reflectance of the object are measured by using a rangefinder constructed with a camera and projector. Then, several CG images with varied object pose and position are generated and then compared to the input image. The pose and position of the object are estimated by minimizing the residual of the CG and input images. We made a special CG generator which is a precise simulator of the real camera to generate a CG image identical to the input image. We confirmed the ability of our method and achieved a 3DOFs real-time object tracking in 4.5frame/sec speed.

1. はじめに

運動する物体を連続して撮影した画像列から、物体の運動を推定することを動物体追跡という。特に、画像面内での平面的な動きだけでなく、3次元の空間的な運動を推定する方法については精力的に研究がなされている。これらの研究に用いる画像としては濃淡画像や距離画像が挙げられる。特に距離画像は対象物体の奥行きに関する情報を持つため動物体追跡には有効であるが[1]、距離画像を実時間的に得ることができる装置は一

般的ではないという問題がある。その点濃淡画像はより簡便に連続した画像を取得できるため、これを用いた研究例は数多くなされているが、濃淡画像は陽には対象物体までの奥行きに関する情報を含まないため、対象物体の形状を仮定、もしくは推定を行いながら追跡しなくてはならない。さらに立方体のような幾何学的物体に対しては特徴点の抽出が容易であるが、自由曲面を持つような物体では特徴点検出が不安定であるため追跡も困難である。このように複雑な条件をすべて満たす追跡に関する研究はほとんど実現されていない。

そこで本研究では、

- ・3次元空間内の剛体運動の追跡
- ・実時間での追跡
- ・対象物体に左右されない追跡

という3つの厳しい条件の下で物体の追跡を行うことを目標とする。

動物体の運動追跡の手法は多数提案されてきたが、これらは大きく、ボトムアップ的手法とトップダウン的手法(モデルベース法)の2つに分けられる。

ボトムアップ的手法の1つとして、オプティカルフローを検出することにより対象物体の運動を追跡する手法が挙げられる。このオプティカルフローの検出法としては勾配法や照合法があり、勾配法は、物体の運動について濃淡分布は変化しないという仮定に基づき、ある点におけるオプティカルフローのみかけの速度と、濃淡分布の空間勾配および時間勾配とを関係づける拘束条件式より解析する手法である。一方照合法は、連続する画像フレーム間の濃淡分布の対応付けを行い、フローベクトルを抽出する手法である。対応付けを行う際に、それぞれの画像で同じ濃淡分布を探索する必要がある。この対応点が求まれば、動物体の運動は数値的に解析可能である。しかしエピソード拘束条件が利用できるステレオ法に比べ、剛体運動を解析する場合は強い拘束条件がなく、物体のエッジを特徴点とすると曖昧性を持つため、物体の角のような強い特徴を見つける必要があるという問題点がある。

2つ目にモデルベース解析法がある。この解析はCGモデルを用いる。あらかじめ対象物体の形状と反射特性を計測してCGモデルを生成し、このCGモデルを用いて合成したCG画像と、実世界より得られるカメラ画像とを逐次比較して変位を検出する。そして、モデルの位置、姿勢を更新していくことにより入力画像にCGモデルを追従・一致させる手法である。この手法は、入力画像に対し処理を行う段階でより明示的に対象物体に関する情報を利用することが可能であるため、画像処理が安定化するという利点がある。

本研究では、濃淡画像を用いてモデルベース解析法により物体の追跡を行う。これは上記の3つの条件下での追跡を実現するために適する手法であると考えられる。具体的に述べると、濃淡画像

は距離画像と比較して奥行き情報を持たないが、取得時間が短いため実時間追跡に対応できる。また、特徴点の抽出を行わないため対象物体の種類や背景に影響されにくい追跡を行うことができる。

2. 動物体追跡の概要

本研究で提案する追跡手法では、対象物体の形状と反射率に関する情報を含んだCGモデルを用いる。このCGモデルは追跡に先立ち、あらかじめ対象物体の計測により得ておかなければならない。追跡時には、計算機内で、対象物体のさまざまな姿勢に関するCG画像を生成する。次に、これらのCG画像と入力画像を用いて最適化計算を行い、姿勢パラメータを実物体に近づけていく。この処理を繰り返すことで、対象物体の姿勢を連続的に求める。この章では、この対象物体の位置・姿勢推定手法、すなわち最適化計算処理について述べる。この処理が正しく行われるためには、生成されたCG画像が入力画像に対して正しく整合していなければならない。この整合性の条件と、それを実現する手法については次章で述べる。

対象物体の運動を求めるためには、複数生成されたCG画像の差分画像を用いる。ここでいう差分画像とは、対象物体がある位置・姿勢にあると仮定したときのCG画像と、その位置・姿勢を微小区間平行移動または回転移動させたCG画像との差分を取ったものである。元のCGモデルを3次元空間でのX, Y, Z軸方向へそれぞれ平行移動させて3枚の差分画像を得る。さらにX, Y, Z軸を中心にそれぞれ回転移動させて同じく3枚の差分画像を得る。合計6枚の差分画像を得ることになるが、これは3次元世界での剛体運動の自由度と一致する。ここで、この1枚の差分画像の各画素値を順に並べたベクトルを生成し、それぞれ1本の基底ベクトルとして考える。平行移動と回転移動により計6本の基底ベクトルを得ることができるが、これらのベクトルはすべて独立であると仮定する。このとき、カメラより得られた新たな入力画像はこれら6本の基底ベクトルの線形結合によって近似することができると考えられる。このときの線形結合における基底ベクトルのそれぞれの係数は物体の移動量に対応し、これを最小二乗法によって求める。

物体の初期位置に関して生成されたCG画像の全画素値を列ベクトルに配置したものを \mathbf{I}_0 とする。実空間上において、物体をX, Y, Z軸方向にそれぞれ微小区間 dX_T, dY_T, dZ_T だけ平行移動して生成したCG画像の画素値ベクトルを $\mathbf{I}_{XT}, \mathbf{I}_{YT}, \mathbf{I}_{ZT}$ とし、また、X, Y, Z軸を中心としてそれぞれ微小角 dX_R, dY_R, dZ_R だけ回転移動して生成したものをそれぞれ同様に画素値ベクトル $\mathbf{I}_{XR}, \mathbf{I}_{YR}, \mathbf{I}_{ZR}$ とする。対象物体を任意方向へ微小平行移動し、任意の微小角回転したときの入力画像の画素ベクトル列を \mathbf{I}_1 とすると、

$$\begin{aligned} \mathbf{I}_1 - \mathbf{I}_0 = & \\ & \frac{\mathbf{I}_{XT} - \mathbf{I}_0}{dX_T} \Delta X_T + \frac{\mathbf{I}_{YT} - \mathbf{I}_0}{dY_T} \Delta Y_T + \frac{\mathbf{I}_{ZT} - \mathbf{I}_0}{dZ_T} \Delta Z_T \\ & + \frac{\mathbf{I}_{XR} - \mathbf{I}_0}{dX_R} \Delta X_R + \frac{\mathbf{I}_{YR} - \mathbf{I}_0}{dY_R} \Delta Y_R + \frac{\mathbf{I}_{ZR} - \mathbf{I}_0}{dZ_R} \Delta Z_R \end{aligned} \quad (2.1)$$

と線形近似することができる。ここで、 $\Delta X_T, \Delta Y_T, \Delta Z_T, \Delta X_R, \Delta Y_R, \Delta Z_R$ の6つのパラメータはそれぞれ対象物体の実際の移動量の推定値となる。このパラメータを最小二乗法を用いて求める。

(2.1)式において、

$$\begin{aligned} \mathbf{A} = \mathbf{I}_1 - \mathbf{I}_0, \\ \mathbf{X}_T = \frac{\mathbf{I}_{XT} - \mathbf{I}_0}{dX_T}, \mathbf{Y}_T = \frac{\mathbf{I}_{YT} - \mathbf{I}_0}{dY_T}, \mathbf{Z}_T = \frac{\mathbf{I}_{ZT} - \mathbf{I}_0}{dZ_T}, \\ \mathbf{X}_R = \frac{\mathbf{I}_{XR} - \mathbf{I}_0}{dX_R}, \mathbf{Y}_R = \frac{\mathbf{I}_{YR} - \mathbf{I}_0}{dY_R}, \mathbf{Z}_R = \frac{\mathbf{I}_{ZR} - \mathbf{I}_0}{dZ_R} \end{aligned}$$

とおくと、

$$\begin{aligned} \mathbf{A} = \mathbf{X}_T \Delta X_T + \mathbf{Y}_T \Delta Y_T + \mathbf{Z}_T \Delta Z_T \\ + \mathbf{X}_R \Delta X_R + \mathbf{Y}_R \Delta Y_R + \mathbf{Z}_R \Delta Z_R \end{aligned} \quad (2.2)$$

となる。さらに、

$$\begin{aligned} \mathbf{B} = [\mathbf{X}_T \ \mathbf{Y}_T \ \mathbf{Z}_T \ \mathbf{X}_R \ \mathbf{Y}_R \ \mathbf{Z}_R], \\ \mathbf{D} = [\Delta X_T \ \Delta Y_T \ \Delta Z_T \ \Delta X_R \ \Delta Y_R \ \Delta Z_R]^T \end{aligned}$$

とおくことにより、

$$\mathbf{A} = \mathbf{B} \mathbf{D} \quad (2.3)$$

となる。これより最小二乗解

$$\mathbf{D} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{A} \quad (2.4)$$

を得る。これにより、6つのパラメータが求まり運動の推定が可能となる。

3. 追跡システムの構築

3.1 3次元形状計測

CG画像を用いて動物体の運動を求めるために、対象となる物体の3次元形状を正確に取得する必

要がある。本研究では、プロジェクタとカメラを用いて図1に示すレンジファインダを構成し、グレイコードパターン光投影法により対象物体の3次元形状計測を行う。このとき、カメラやプロジェクタのレンズによる結像光学系を、その位置、姿勢、画角などのパラメータによってモデル化して統一的に扱う必要がある。物体座標系、カメラ座標系、プロジェクタ座標系のそれぞれの関係をモデル化するためのシステムパラメータを決定するためにキャリブレーションを行う。キャリブレーションにより得られる関係を式に表すと、

$$\begin{bmatrix} H_c x_c \\ H_c y_c \\ H_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{14} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} & C_{24} \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} & C_{34} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

$$\begin{bmatrix} H_p x_p \\ H_p y_p \\ H_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & P_{14} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & P_{24} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} & P_{34} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

のようになる。キャリブレーションには、3次元形状が既知の基準物体を利用し、それを3次元計測することにより各パラメータを求めた。

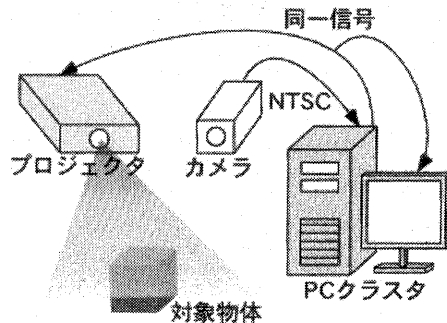


図1: システム構成

3.2 入力画像に一致したCG画像の生成

2章で述べた動物体の位置・姿勢推定手法が正しく働くためには、以下の2条件を満たすようなCG画像が生成されなければならない。

- (1) 対象物体の任意の位置、姿勢に関するCG画像が生成可能でなければならない
- (2) 対象物体の実際の位置、姿勢と同一の位置姿勢パラメータにより生成されたCG画像は入力画像と完全に一致しなければならない。

ここで、(2)のCG画像と入力画像の一致に関しては、幾何学的一致と明度的一致の2つの要素がある。幾何学的一致とは、入力画像とCG画像との間で、物体上の同一の点は画像上の同一の座標に対応し、位置ずれがないということを意味する。また、明度的一致とは入力画像とCG画像の各画素の明度値が一致するということを意味する。これらの条件を満たすために、以下の処理を行う。まず3.1節で述べたキャリブレーションを行い、カメラパラメータを得る。次に対象物体を3次元計測し、対象物体の3次元形状モデルを得る。また、濃淡画像を取り込むことによりテクスチャデータを得る。一方、CG画像生成部においては、3次元形状データから2次元画像への投影計算を行う部分にキャリブレーションにより得られたカメラパラメータを導入する。動物体追跡時には、形状計測時と同一のカメラを用いているため、幾何学的一致が実現される。また、得られたテクスチャデータによりテクスチャマッピングを施すことで明度的一致を実現する。

より具体的に述べると、幾何学的一致に関しては、式(3.1)のカメラパラメータを用いて、CGモデルの各3次元座標値を、画像上の2次元座標に変換する。このカメラパラメータは、現実を利用するカメラについて求められたものであるため、実物体が存在する3次元座標と、実際に撮影された画像上の2次元座標の間の関係を表しているため、幾何学的に一致が図られるのは自明である。

明度的一致に関しては、物体の反射パラメータを解析し、どのような光源下であっても完全に明度が一致するCGモデルを生成することが望ましい。しかし、そのような反射パラメータを正確に求めることは困難である。そこで、形状計測時に入力画像の各画素の明度をRGBカラー形式で同時に保存しておきテクスチャとする。この手法では、対象物体の回転に伴い明度が変化することには対応できないが、対象物体が拡散反射に近く、また均一な環境光が仮定できる環境では問題ない。もちろん、反射パラメータを得ることができれば、それをCG生成に用いることでこれらの問題を避けることができる。

入力画像とCG画像の一致例として、カメラより取り込まれた追跡対象物体の画像を図2に示す。またCGにより生成された画像を図3に示す。こ

れにより条件を満たしたCG画像が生成していることがわかる。

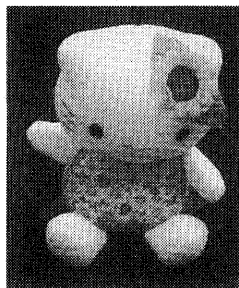


図2：カメラ画像

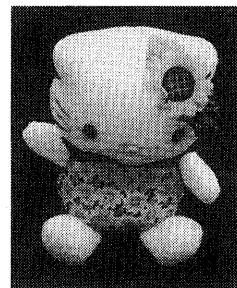


図3：CG画像

3.3 背景と対象物体の判別

対象物体の形状計測の際には、対象物体であるのか背景であるのかを判別する必要がある。そこでこの判別を行うために背景をできるだけ明度の低いものにする。次に3次元形状データを得るために光を投影し、そのとき得られた画像について明度が閾値以上であれば対象物体であるとする。これを用いてCG画像を生成することで、このCG画像でも同様に、物体領域か背景領域であるかを判別することができる。このCG画像上で、物体の領域を1、背景の領域を0とした画像を作成する。これをマスク画像と呼ぶ。ただし、対象物体に光投影した際に陰になってしまう部分は、マスク情報が0となってしまう、ポリゴンによって描画されない部分となってしまう。これについては、2章で述べた最小二乗法を用いた運動推定を行う際に、最適解を近似して求めるためのベクトルの要素が減ってしまうが、対象物体領域の画素数は推定すべきパラメータ数に比べはるかに多いため、ほとんど影響を与えることはない。

2章で述べた差分画像を生成するとき、それぞれのCG画像は異なる位置・姿勢に関して生成された画像であるため、それぞれのマスク領域は少しずつ形状が異なる。そこで、差分画像を生成する際には、両方の画像で画素値が有効である点、すなわちマスク画像同士の論理積を計算し、その結果、値が1である画素のみで差分計算を行う。同様に、最小二乗法を行うためには、全ての差分画像について有効な画素のみが利用可能であるため、結果的には、生成された全てのCG画像に関するマスク画像の論理積を取り、値が1である画

素のみを用いる。これにより捨てられる画素は、対象物体の境界付近の画素であり、対象物体の移動に関して明度変化が連続的でない部分を多く含むため、むしろ姿勢推定の安定化に寄与すると考えられる。

3.4 追跡処理の流れ

前節で述べた方法により生成された CG 画像を用いて物体の追跡を行う。今回の実験では、2章で述べた手法を簡略化し、物体座標系において X-Y 平面(床面)内の平行移動、および Z 軸(縦軸)中心の回転移動という 3 自由度を持つ動物体に関して追跡を行う。

対象物体の CG モデルは既に得られているとする。その CG モデルをもとに、そのままの位置で生成した CG 画像とともに物体座標系において X 軸方向、Y 軸方向に平行移動させた CG 画像、Z 軸を中心として回転させた CG 画像をそれぞれ生成する。生成された移動前の CG 画像と移動後の CG 画像との差分をとり差分画像を生成する。運動推定の原理で述べたように、入力された画像における対象物体の位置、姿勢はこれらの差分画像を利用することにより推定が可能となる。これらの処理を繰り返すことによって追跡を行う。入力画像とこれらの一連の処理を図 4 に示す。

また、対象物体の CG 画像を生成する際に、どの程度、対象物体の位置・姿勢を微小移動させるのかという問題がある。特に、差分画像を生成した方向を正の向きとすると、負の向きの推定は不安定であることが以下の実験で分かっている。原因として考えられることは、微小区間に関して Taylor 展開する際に線形近似を仮定したが、これは負の向きに対しては成り立たないのではないかとこのことである。この問題を解決するために差分画像を生成する際に、図 5 のように元の CG モデルをある程度負の位置にずらし、そこを基準として差分画像を生成することにより、負の方向へ対応できるようにした。図 5 で、破線で示したものが改善前であり、実線で描かれたものが改善後のものである。この結果については次の実験の章で述べる。

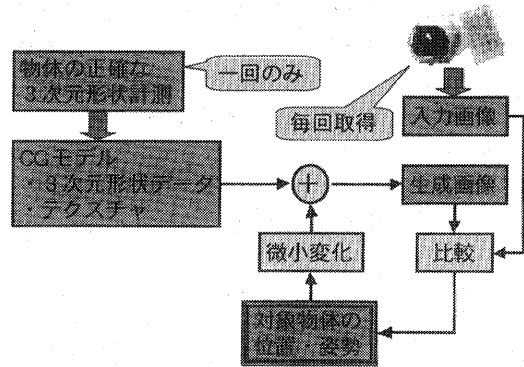


図 4：処理の流れ

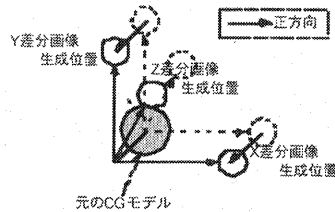


図 5：差分画像生成

4. 実験と考察

4.1 実験システムの構成

実験システムの構成は図 1 で示したとおりである。本研究ではプロジェクタ、カメラ、PC クラスタを主な実験器具として用いている。プロジェクタとカメラは、それぞれ一台の PC に接続されている。カメラは Sony 製 EVI-G20 を用いる。このカメラにはパン・チルト・ズーム機能があるが、これは使用していない。プロジェクタには EPSON 製 ELP-7700 を用い、これらを用いて距離画像を得るレンジファインダを構成している。また、これらの機器を制御するために OS として Linux が搭載された PC (Pentium III 500MHz) を用い、C 言語と OpenGL によるプログラミングを行っている。

4.2 X-Y 平面の位置推定に関する評価

物体座標系の X-Y 平面の平行移動のみを行った際に、差分画像の生成範囲に対してどの範囲で位置推定が可能であるかを調べた。CG モデルを X-Y 軸方向にそれぞれ 15mm 平行移動させて差分画像を生成し、それを基に物体の位置推定を行った場合についての実験結果を図 6 に示す。

原点(0,0)を移動前の対象物体のCGモデルの位置とする。青色点の位置は入力画像の対象物体の位置である。桃色点、黄色点は青色点の位置を実際に最小二乗法によって推定した位置を表している。特に黄色点は格子状になっているが、これは、破線で囲まれている(0,0)、(15,0)、(0,15)、(15,15)を頂点とする青色点の格子と対応している。

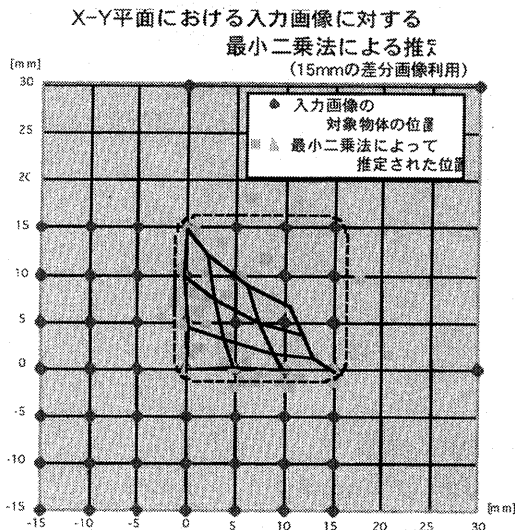


図6：X-Y平面での推定結果

図6において破線で囲んだ内部の点においては、格子状の対応を見てわかるように推定した距離に関しては多少の違いがあるものの、その方向に関してはほとんど正しく推定されていることがわかる。差分画像を生成する際に用いた点を取り囲んでいる内部の点では、運動推定が可能な程度まで線形性が保たれていると考えられる。この推定処理を繰り返すことにより、対象物体の真の位置へ、CGモデルの推定位置を漸近させることができる。

最も問題であるのは、差分画像を生成するために平行移動させた方向を正とした場合、負の方向の推定はできないという点である。この問題点の改善には3.4で述べた手法を用いる。図6に関して例を挙げると、(0,0)でのCGモデルに対する差分画像生成時に、(-5,-5)で基となるCGモデルを生成し、(-5,10)、(10,-5)との差分をそれぞれ取ることによって差分画像を生成するようになる。この手法によって、負の方向への移動推定も

可能にする。ただし、その分正の方向への推定範囲は狭くなる。

4.3 Z軸回転の姿勢推定に関する評価

ここでは、Z軸を中心とした回転移動のみを行った際に、差分画像に対してどの範囲で位置推定が可能であるかを調べた。CGモデルをZ軸まわりに15度回転させて差分画像を生成して行った場合についての実験結果が図7である。

この図において、横軸と縦軸とは回転角度を示している。元の入力画像より得られたCGモデルの姿勢を基準として0度とする。つまり、真値のプロットは $y=x$ で表される直線上にある。推定値の角度のプロットは、横軸が真値、縦軸が推定値ということになる。

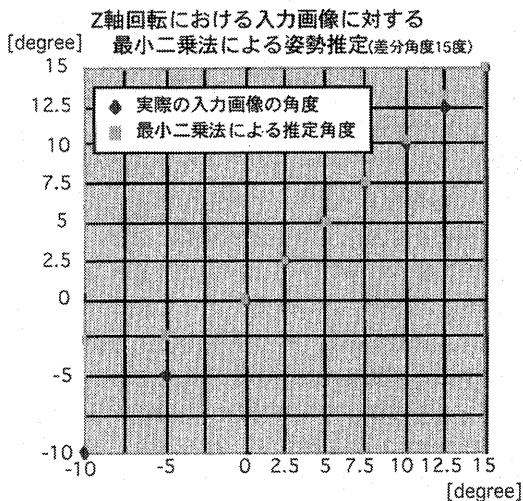


図7：Z軸回転での推定結果

図7の中で、回転角が0度から15度の間では最小二乗法による推定姿勢は実際の入力画像の姿勢に追従していることがわかる。差分を取る際に回転運動をさせて差分画像を得るのであるが、この回転の範囲内では姿勢の推定が可能で、その外部では姿勢の推定が不可能であるということがいえる。これは、X-Y平面の平行移動に関する実験と同等の結果が出たことになる。すなわち、物体を回転移動させた際に移動させた領域内では線形性が保たれているといえるのに対し、その外部では負の場合も含めて非線形であり線形近似は適用できていないと考えられる。

この場合も、負の方向への回転の推定は不可能であることから、差分画像を生成する方法を改善する。手法は前節でも述べたとおりである。元の画像から得られたCGモデルの姿勢をZ軸回転における0度の位置とする。本来ならばそこから15度の差分画像を得るわけであるが、元のCGモデルを負の方向へ5度回転させて、その姿勢を基準としてそこから15度の回転移動を行うことによって差分画像を生成することとなる。

4.4 物体追跡の実験

前節までの実験による評価、考察より、実際に物体の追跡が可能であるかどうかを実験する。追跡に用いた物体を図8に示す。この物体を手で移動させた際に、CGモデルがどの程度追従するかを観察する。

追跡実験を行った結果を図9に示す。赤のワイヤフレームがCGモデルである。AからCへと平行移動するに従って対象物体にCGモデルが追従していく様子がわかる。特に、BからCにかけては対象物体は同じ位置であるが、CGモデルの位置が異なり対象物体に追従していく様子がわかる。さらにCとDの間では、物体が回転するに従ってCGモデルも回転移動に追従している。速度は約4.5frame/secであった。

本研究で提案した運動推定の原理を用いて、物体の追跡が可能であることが示された。精度の面において、平行移動に関しては比較的よい精度で追跡が可能であった。しかし、回転移動の精度に関しては平行移動と比較すると劣っているように見える。また、明らかに追従ができていない局面に達することが平行移動の時よりも多かった。この理由として、対象物体に一つの原因があると考えられる。この対象物体は比較的円筒形に近く、テクスチャにあまり明度の変化が見られなかったためではないかと判断できる。この点に関しては、別の物体でも追跡を行ってみる必要がある。また、平行移動と回転移動を一度に行った際に、平行移動を行った後回転移動を行う傾向にある。左右方向の物体の移動と、物体の回転との見かけの動きが似ているために起こる現象であると考えられる。

物体の速度の面においては、物体をゆっくり動かすとCGモデルはかなりの確率で追従する。しかし、物体の速度を速くするに従って安定に追跡

できる確率は減少してしまう。



図8：対象物体

5. 結論

本研究で、トップダウン的処理による動物体追跡の必要性和有効性について論じ、実際に提案した手法で動物体追跡を行った。実際に、剛体の3自由度の運動を追跡することに成功した。

問題点と今後の課題については、以下のとおりである。まず、カメラ方向に対して奥行き方向の動きの検出が困難であることである。また、対象物体の一側面の形状しか得ていないため、限定された回転角内の追跡しか行うことができない。これはあらかじめ対象物体の全周形状を得ておくことで解決可能である。これらの2つの問題に関しては、複数のカメラとプロジェクタを用い、同時に全ての画像を用いて最適化処理を行うことを考えている。

次に速度面の問題である。今回の実験では、約4.5frame/secの速度で追跡可能であった。しかし、これは実時間追跡に十分な速度とは言えない。これはプログラム、アルゴリズムの改良により改善できるが、CGハードウェアの有効活用も進める予定である。

運動を推定する際には線形近似に基づき最小二乗法を用いている。しかし実際には、運動に伴う画像の変化は線形とはいえない部分があり、例えばジャンプエッジなど、画像変化の線形性を阻害する要因がある。そこで例えば3次元物体そのものについて考えると、表面は滑らかな曲面をもち、グラデーショナルなテクスチャを持つ場合は線形性が良い。そこで、用いる画像に平滑化を施すことで、精度の向上を図る。

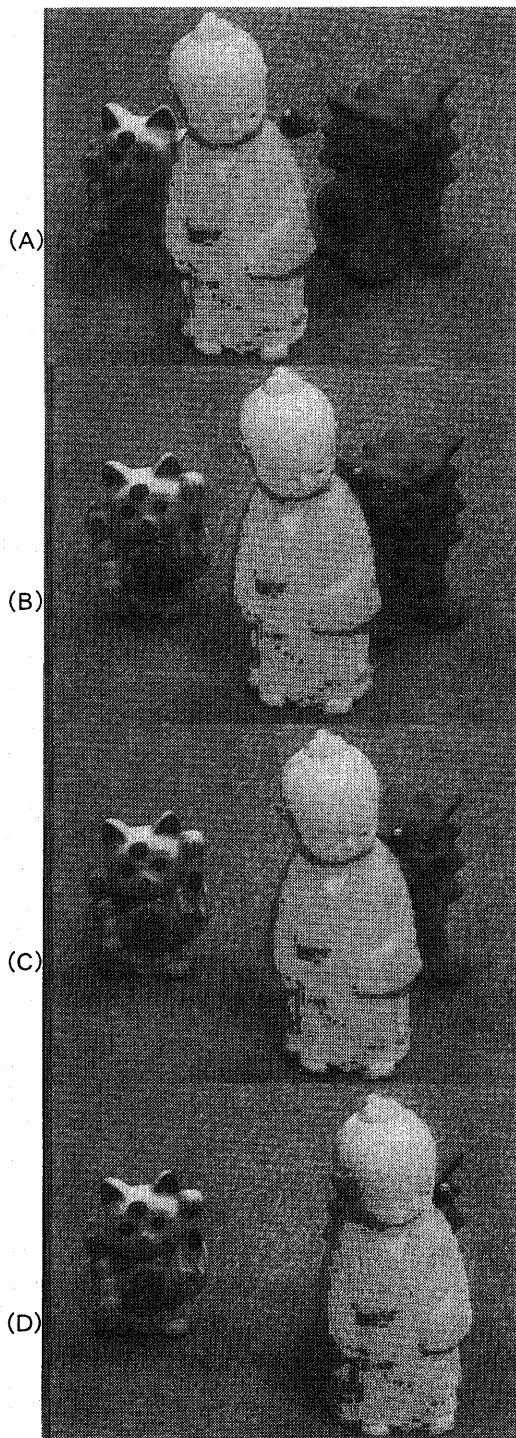


図9：追跡結果

参考文献

- [1] 日浦慎作, 山口証, 佐藤宏介, 井口征士: "距離画像と濃淡画像の融合による任意形状物体の実時間追跡", 信学論 Vol.J80-D-II, No.11, pp.2904-2911, 1997.
- [2] 山本正信, 川田聡, 近藤拓也, 越川和忠: "ロボットモデルに基づく人間動作の3次元画像追跡", 信学論 Vol.J80-D-II, No.11, pp.2904-2911, 1997.
- [3] 井口征士, 佐藤宏介: "三次元画像計測", 昭晃堂, 1990