

能動視覚による3次元形状認識

木下 敬介 出口 光一郎
東京大学 工学部

最近、能動視覚 (Active Vision) の研究が盛んになってきているが、従来までの研究ではカメラの位置や速度は既に分かっているものとしている。しかし、現実にはそれらを正確に求めることは難しい。本研究では、このカメラの速度に関しても、その3次元位置が既知の点のオプティカルフローの情報から算出し、それを利用して未知の対象の3次元形状を認識していく手法を提案する。また、画像の量子化誤差は対象の形状計算に大きな誤差を与えるが、本手法では、時系列画像に対して、カルマンフィルターを使ってより正確に対象の3次元形状を決定している。

3-D Shape Recognition by Active Vision

Keisuke KINOSHITA and Koichiro DEGUCHI
Faculty of Engineering, University of Tokyo
Hongo 7-3-1, Bunkyo-ku, Tokyo, Japan

A method for recognizing 3-D shape of objects without knowing exact camera motion is proposed. We obtain the camera motion parameters from the optical flows of points whose 3-D position is already known. And 3-D shape of unknown objects were determined with their optical flows and the camera motion just obtained. Repeating these two phases, first taking the image of a known object, 3-D shape of unknown objects are reconstructed as camera moves. The effect of quantization errors on the images are reduced by introducing Kalman Filtering method.

1 はじめに

2台のカメラから得られる画像の対応する対象の点の視差からその3次元位置を決定する立体視の手法は、古くから研究されてきた。これに対して、最近、カメラを意識的に動かし、得られる時系列の画像からその3次元形状やその位置を決定する、能動視覚(Active Vision)[1][2][3]の研究が盛んになってきている。これは、基本的な原理は立体視と同じであるが、カメラが1台ですむこと、カメラの位置関係の校正をする必要がない、画像間での対応点を追跡しやすなどの利点がある。また、移動するカメラからの時系列の複数枚の視点を変えた画像が得られ、これは立体視のような2台の固定され位置関係にあるカメラからよりもはるかに多い情報が得られる。さらに、カメラの運動を制御することで、より効率良く対象の3次元形状に関する情報を得ることのできる可能性を持つ。

ただし、従来の能動視覚を用いた3次元形状認識では、カメラの位置や速度は既に分かっているものとして、これを利用している。しかし、現実にはカメラの位置や速度をカメラが搭載されている移動体の速度センサーや制御量などから正確に求めることは難しい。ここでは、このカメラの位置や速度に関しても、その3次元位置が既知の点の画像上の見かけの速度場であるオブティカルフローの情報から算出し、それを利用して未知の対象の3次元形状を認識していく手法を提案する。すなわち、カメラを移動して得られる画像系列のみからカメラ自身の運動を決定し、さらに、そのカメラの運動の情報をもとにして対象の3次元形状を決定するわけである。つまり、カメラの任意の運動に伴う画像系列のみから3次元形状の認識に必要な情報を得ようという新しい方法論を提案する。

ただし、後に示すように、このような手法では、デジタル画像にとって避けられない量子化誤差についてきちんと評価しておく必要がある。本手法では、CCDカメラなどから得られる画像における量子化誤差の影響についても考慮し、時系列画像に対して、カルマンフィルターを使ってより正確に対象の3次元形状を決定する。

2 能動視覚

立体視では、位置関係が固定されている2台のカメラから対象を撮影し、両画像間の視差から対象の3次元形状を認識する。ここで、カメラが3次元空間中で自由に移動することができるものとすると、カメラ1台でも、移動するカメラからの時系列の複数枚の視点を変えた画像が得られる。この場合、2台の固定された位置関係にあるカメラから得られる画像よりも情報量が多い。さらに、

立体視より、情報の量だけでなく、対象の形状に応じた動き方をさせることによって、情報の質の面でも有利にすることができる。

能動視覚の一手法である注視点制御による3次元形状認識では、視野の中から興味のある点(注視点)を選び、その点を画像上のある点(一般には画像の中心)に、見かけ上固定しながらカメラを能動的に動かす。その結果として注視点の像は動かないが、その他は注視点との相対的位置関係に応じた動きをする。それとカメラの速度の情報を組み合わせて3次元形状を決定する。ただし、3次元形状を決定するにあたり、注視点制御が最適なカメラの動かし方なのかというのは明らかではない。このように、能動視覚ではカメラの速度を正確に把握しておく必要がある。一般に、カメラを装着しているロボットアームなどの移動体の制御系は、3次元形状を十分正確に決定できるほどの精度を有しない。そこで、カメラの速度も画像から精度良く求めることができれば、他のセンサーによる方法と比較して有利であると考えられる。

ただし、画像には量子化誤差が含まれており、それに対応する3次元空間の範囲はカメラから遠くなるにしたがって大きくなるので、注意が必要である。本手法では個々の対象の点の空間位置の決定には、画像の時系列に対してカルマンフィルターを使い、カメラの運動パラメータの決定には多数の点の情報を用いて、量子化誤差の影響を克服する。

3 カメラの運動とオブティカルフロー

カメラが運動する場合、画像上には見かけの速度場であるオブティカルフローが生じる。これは、カメラの運動によって拘束される。このことを解析するために、以下のようにモデルを設定する。カメラのモデルとしては完全なピンホールカメラであり、カメラの焦点距離 f は既知であるとする。以降、3次元空間に固定されたグローバル座標系 XYZ に対し、カメラに固定されたカメラ座標系を xyz とする。これは、カメラの中心を O 、カメラの視線方向を Z 軸とし、画像の x 軸、 y 軸に平行に X, Y 軸をとるとし、画像面はカメラの中心から f の位置に、 Z 軸と垂直に配置され、 Z 軸は画像の中心を貫いているものとする(図1)。

カメラ座標系において、点 $P(X, Y, Z)^T$ の画像面への投影点 $p(x, y)$ は、

$$\begin{aligned} x &= f \frac{X}{Z}, \\ y &= f \frac{Y}{Z} \end{aligned} \quad (1)$$

となる。

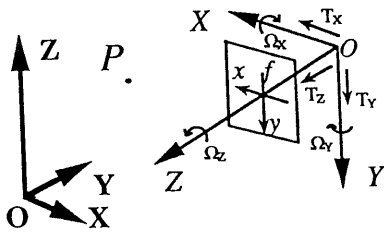


図 1: カメラ座標とカメラの運動パラメータ

カメラが移動する場合を考慮し、カメラの速度(カメラの運動パラメータ)を定義する。カメラの運動をカメラ座標系における、各軸方向の平行運動成分 $T(T_X, T_Y, T_Z)^T$ と、各軸まわりの回転運動成分 $\Omega(\Omega_X, \Omega_Y, \Omega_Z)^T$ に分解する。

対象がグローバル座標系において静止しており、その形状が変化しない場合、オプティカルフローはカメラの運動によって引き起こされる。そこで、各画素におけるオプティカルフローの、カメラの運動による拘束条件を調べてみる [4] [5]。

カメラが回転運動 Ω 、平行運動 T を行う時、カメラ座標系における点 $P(X, Y, Z)^T = x$ の速度 $\frac{dx}{dt}$ は、

$$\frac{dx}{dt} = -T - \Omega \times P \quad (2)$$

と表すことができる。

点 P の画像上でのオプティカルフロー $u(u, v)$ は、(1) 式を考慮すると、

$$\begin{aligned} u &= \frac{dx}{dt} \\ &= f \left(\left(-\frac{T_X}{Z} - \Omega_Y + \Omega_Z y \right) \right. \\ &\quad \left. - x \left(-\frac{T_Z}{Z} - \Omega_X y + \Omega_Y x \right) \right) \quad (3) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} v &= \frac{dy}{dt} \\ &= f \left(\left(-\frac{T_Y}{Z} - \Omega_Z y + \Omega_X \right) \right. \\ &\quad \left. - y \left(-\frac{T_Z}{Z} - \Omega_X y + \Omega_Y x \right) \right) \quad (4) \end{aligned}$$

となる。

(3) 式、(4) 式を見ると、その点の奥行き Z とオプティカルフロー u, v が分かると、 Ω, T に関して線形になり、他の 2 点について対応する(3) 式、(4) 式が得られると、その 6 つの式を連立させることによって Ω, T を求めることができる。また、逆に、 Ω, T と u, v が既知ならば、

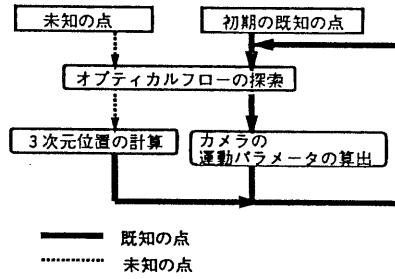


図 2: 3次元形状認識の手順 1

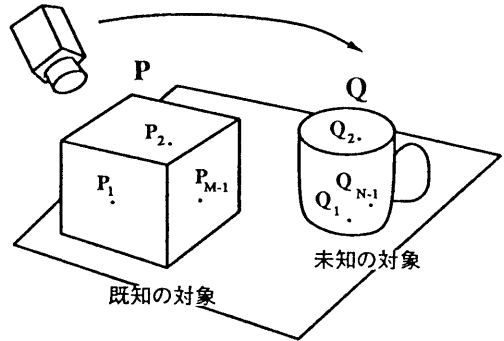


図 3: 既知の対象 P と未知の対象 Q 。

その点の奥行き Z を決定することができる。この時、カメラの運動パラメータと奥行き Z は、同時に両者を解くことはできない。なぜなら、 $\frac{T_X}{Z}, \frac{T_Y}{Z}, \frac{T_Z}{Z}$ という項がでてきて、これらは自由度が 1 つ残っているので、一意に決定することができないからである。

以上のことをまとめると、

事項 1 カメラの運動パラメータは 3次元位置とそのオプティカルフローが既知の点が 3 点以上あれば求めることができる。

事項 2 ある点の 3次元位置はカメラの運動パラメータとその点のオプティカルフローが分れば一意に決定することができる。

この 2 つの事項を組み合わせると、図 2 に示すアルゴリズムのようにカメラの速度が未知の場合でも 3次元形状を認識することができる。

まず、3次元形状の分かっている対象(既知の対象) P をカメラで撮影する(図 3)。カメラを移動させると、 P 上の点 P_0, P_1, \dots, P_{M-1} はオプティカルフローを生じる。ここで、 $M \geq 3$ であるとする。これらの点のオプティカルフローとその 3次元位置を用いると、事項 1 より、時刻 1 の時のカメラの運動パラメータを決定することが

できる。すると、事項2より、3次元位置が未知であった対象 Q 上の点 Q_0, Q_1, \dots, Q_{N-1} の3次元位置は、事項1で求めたカメラの運動のパラメータと Q_0, Q_1, \dots, Q_{N-1} のオブティカルフローから決定することができ、 Q は次のフェーズでは既知の対象として扱う。この操作を繰り返すことにより、既知の対象を撮影することからはじめて、カメラを運動させることによって、未知の空間の対象を認識していくことができる。

4 カメラの運動パラメータの推定と3次元形状認識

4.1 画像の量子化誤差

画像上に量子化誤差がなく、最初の既知の点の3次元位置にも誤差が含まれないのであれば、図2のアルゴリズムで未知の対象の3次元形状を正確に認識していくことができる。しかし、実際には画像には量子化誤差があり、その影響は画像上では1画素分の大きさであるが、それに対応する3次元空間はカメラから離れるにつれて大きくなる。それゆえ、量子化誤差は事項1、2に対して大きく影響する。

その対策として、事項1に関しては後述すが、事項2に対してはカメラが運動して得られる時系列の複数枚の画像を利用し、カルマンフィルターを構成してその影響を小さくしていく。最初、未知であった点の3次元位置は、時間が経つにつれてカルマンフィルターにより、より確からしくなっていく。そして、3次元位置の状態推定量の分散が十分小さいか、あるいは、画像上に現れて十分な時間が経ったかどうかを判断して、それ以降は既知の点として扱う。

カメラの速度は時々刻々変化しており、事項1に関しては、時系列の画像を用いることで運動パラメータの精度を向上させることができない。そこで、十分確からしい既知の点をできるだけ多数用いることによって、カメラの運動パラメータを計算し、量子化誤差の影響を小さくする。最終的なアルゴリズムは図4のようになる。

4.2 誤差を考慮したシステムの定式化

4.2.1 カメラの運動パラメータの算出

さて、 M 個の3次元位置が既知の点 $P_{0k} = x_{0k}, \dots, P_{M-1k} = x_{M-1k}$ を用いてカメラの運動パラメータを算出する。(2)式は画像間の時間が小さいときは、

$$x_{ik} = F_{k-1}x_{ik-1} - T_{k-1}, \quad (5)$$

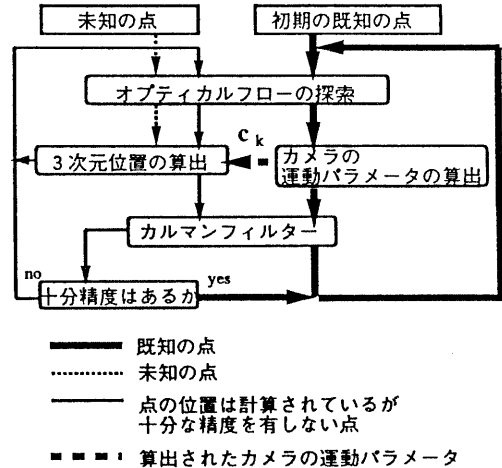


図4: 3次元形状認識の手順2

と書ける。ただし、

$$F_{k-1} = \begin{pmatrix} 1 & \Omega_{Zk-1} & -\Omega_{Yk-1} \\ -\Omega_{Zk-1} & 1 & \Omega_{Xk-1} \\ \Omega_{Yk-1} & -\Omega_{Xk-1} & 1 \end{pmatrix}$$

である。

また、点 P_{ik-1}, P_{ik} の画像への投影点 $p_{ik-1} = y_{ik-1}, p_{ik} = y_{ik}$ は、

$$y_{ik-1} = \left(f \frac{X_{ik-1}}{Z_{ik-1}}, f \frac{Y_{ik-1}}{Z_{ik-1}} \right)^T, \\ y_{ik} = \left(f \frac{X_{ik}}{Z_{ik}}, f \frac{Y_{ik}}{Z_{ik}} \right)^T \quad (6)$$

となる。(6)式に(5)式を代入して、 X_{ik}, Y_{ik}, Z_{ik} を消去し、カメラの運動パラメータに関して整理すると、次の2つの方程式を導出することができる。

$$-x_{ik}Y_{ik-1}\Omega_{Xk-1} + (x_{ik}X_{ik-1} + fZ_{ik-1})\Omega_{Yk-1} \\ -fY_{ik-1}\Omega_{Zk-1} + fT_{Xk-1} - x_{ik}T_{Zk-1} \\ = fX_{ik-1} - x_{ik}Z_{ik-1}, \quad (7)$$

$$(-y_{ik}Y_{ik-1} - fZ_{ik-1})\Omega_{Xk-1} + y_{ik}X_{ik-1}\Omega_{Yk-1} \\ + fX_{ik-1}\Omega_{Zk-1} + fT_{Yk-1} - y_{ik}T_{Zk-1} \\ = fY_{ik-1} - y_{ik}Z_{ik-1} \quad (8)$$

既知の M 個の点に対して(7)式と(8)式が得られるので、全体としては $2M$ 個の方程式を得ることができ、これらをまとめて行列の形で記述すると、

$$A_k c_{k-1} = n_k \quad (9)$$

$$\begin{aligned}
Z_{ik-1} &= \frac{f x_{ik} T_{Zk-1} - f^2 T_{Xk-1}}{x_{ik}(f - \Omega_{Xk-1} y_{ik-1} + \Omega_{Yk-1} x_{ik-1}) - f x_{ik-1} - \Omega_{Zk-1} f y_{ik-1} + \Omega_{Yk-1} f^2} \\
&\text{または、} \\
&= \frac{f y_{ik} T_{Zk-1} - f^2 T_{Yk-1}}{y_{ik}(f - \Omega_{Xk-1} y_{ik-1} + \Omega_{Yk-1} x_{ik-1}) - f y_{ik-1} + \Omega_{Zk-1} f x_{ik-1} - \Omega_{Xk-1} f^2}
\end{aligned} \tag{11}$$

という関係がある。ここで、 v'_{ik} は点 p_i の時刻 k における画像上での量子化誤差である。(14)式は、 X_{ik}, Y_{ik}, Z_{ik} に関して非線形方程式であり、扱いが難しい。そこで、 $f \frac{X_{ik}}{Z_{ik}}, f \frac{Y_{ik}}{Z_{ik}}$ を $(X_{ik-1}, Y_{ik-1}, Z_{ik-1})^T$ のまわりで Taylor 展開し、2次以上の項を無視すると、

$$\begin{aligned}
f \frac{X_{ik}}{Z_{ik}} &\cong \frac{f}{Z_{ik-1}} X_{ik} - f \frac{X_{ik-1}}{Z_{ik-1}^2} + f \frac{X_{ik-1}}{Z_{ik-1}}, \\
f \frac{Y_{ik}}{Z_{ik}} &\cong \frac{f}{Z_{ik-1}} Y_{ik} - f \frac{Y_{ik-1}}{Z_{ik-1}^2} + f \frac{Y_{ik-1}}{Z_{ik-1}}
\end{aligned}$$

となる。先ほどと同じように、新しい変数 v_{ik} を、

$$v_{ik} = v'_{ik} + \begin{pmatrix} f \frac{X_{ik-1}}{Z_{ik-1}} \\ f \frac{Y_{ik-1}}{Z_{ik-1}} \end{pmatrix}$$

とおくと、(14)式を線形化したものは、

$$y_{ik} = H_{ik} x_{ik} + v_{ik} \tag{15}$$

と簡単に書ける。ただし、

$$H_{ik} = \begin{pmatrix} \frac{f}{Z_{ik-1}} & 0 & -f \frac{X_{ik-1}}{Z_{ik-1}^2} \\ 0 & \frac{f}{Z_{ik-1}} & -f \frac{Y_{ik-1}}{Z_{ik-1}^2} \end{pmatrix}$$

である。

画像上の投影点 p_i は、1画素中に、まんべんなく、一様に分布すると思われるので、量子化誤差 v'_{ik} は平均値 0、分散は、

$$\text{Var}(v'_{ik}) = \text{diag}\left(\frac{1}{12}, \frac{1}{12}\right)$$

となる。すると、 v_{ik} の性質として、その平均値は、

$$E(v_{ik}) = \begin{pmatrix} f \frac{X_{ik-1}}{Z_{ik-1}} \\ f \frac{Y_{ik-1}}{Z_{ik-1}} \end{pmatrix}$$

であるが、Taylor 展開の時の2次以上の項も誤差 v_{ik} に含めると、 v_{ik} の分散は、実際の量子化誤差の分散 $\text{Var}(v'_{ik})$ よりも、すこし大きめの値にする必要がある。

4.3 カルマンフィルタ

さて、カメラの運動と対象上の点のダイナミックスの方程式である(13)式と、画像上への投影の方程式である(15)式において、ノイズや量子化誤差の影響を小さくするために、カルマンフィルタ [6][7][8] を導入する。

カルマンフィルタはノイズを含むシステムの状態量を出力(観測量)から、推定するものである。状態変数を時刻 k における点 P_i の3次元位置 x_{ik} 、観測量を画像上での位置 y_{ik} とすると、各点 P_i に対して、(13)式、(15)式で表される、

$$\begin{aligned}
x_{ik} &= F_{k-1} x_{ik-1} + G_{k-1} w_{k-1}, \\
y_{ik} &= H_{ik} x_{ik} + v_{ik}
\end{aligned}$$

というシステムを考えることができる。 \hat{x}_{ik} を状態推定量、 \hat{x}_{ik} を状態更新量とすると、カルマンフィルタは次のように構成され、推定フェーズと更新フェーズを繰り返すことにより、より確からしい状態量を推定することができる。

推定フェーズは、

$$\hat{x}_{ik} = F_{k-1} \hat{x}_{ik-1} + G_{k-1} \bar{w}_{k-1},$$

状態推定量 \hat{x}_{ik} の分散 M_{ik} は、

$$\begin{aligned}
M_{ik} &= \text{Var}(\hat{x}_{ik}) \\
&= F_{k-1} P_{ik-1} F_{k-1}^T + G_{k-1} W_{ik-1} G_{k-1}^T,
\end{aligned}$$

状態更新量 \hat{x}_{ik} の分散 P_{ik} は、

$$P_{ik} = \text{Var}(\hat{x}_{ik}) = (M_{ik}^{-1} + H_{ik}^T V_{ik} H_{ik})^{-1},$$

更新フェーズは、

$$\hat{x}_{ik} = \hat{x}_{ik} + P_{ik} H_{ik}^T V_{ik}^{-1} (y_{ik} - (H_{ik} \hat{x}_{ik} + \bar{v}_{ik}))$$

となる。ただし、 W_{k-1} は、

$$\begin{aligned}
W_{k-1} &= \text{Var}(c_{k-1}) \\
&= (A_k^T A_k)^{-1} A_k^T \text{Var}(n_k) A_k ((A_k^T A_k)^{-1})^T, \\
\text{Var}(n_k) &= \text{diag}\left(\dots, \frac{Z_{ik}^2}{12}, \frac{Z_{ik}^2}{12}, \dots\right)
\end{aligned}$$

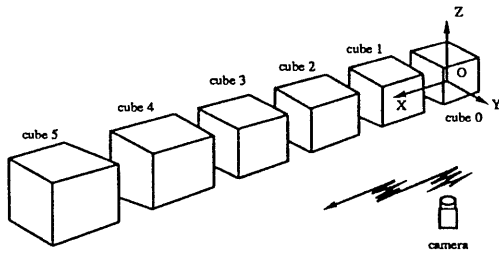


図 5: シミュレーション実験に用いた対象

である。

初期値 x_{i0}, P_{i0} からはじめ、カメラが移動しつつ画像を得るごとに徐々に状態推定量 \hat{x}_{ik} を計算することにより、より確からしい x_{ik} の値を得ることができる。初期値 x_{i0}, P_{i0} はある程度誤差を含んでいても、 \hat{x}_{ik} は時間が経つにつれて収束していく。

5 実験

5.1 シミュレーション実験

本手法を用いた 3 次元形状認識の有効性を確かめるため、計算機において、シミュレーションによる実験を行った。この実験では、オプティカルフローは画素単位で分かっているとす。また、カメラのグローバル座標系での最初の位置も分かっているものとした。その他の設定値は実際のカメラの値に近くなるように設定している。カメラの内部パラメータとして、

画素数：512 × 512，

1 画素の大きさ：9.28 μ m × 9.28 μ m，

焦点距離：4.8mm

とした。

対象はグローバル座標の X 軸上に配置された 6 個の一辺が 120 の立方体とした。各立方体の表面には 150 個の点をとる。原点上に配置された立方体 0 は既知の対象とし、カメラを X 軸方向に移動させることにより、未知の対象である立方体 1, ..., 5 を認識していく。カメラの初期の位置はグローバル座標上で (0, 0, -600) とした (図 5)。対象がカメラの視野内に十分留まるようにカメラは X 軸に沿ってゆっくりと振動しながら移動していく。また、Y 軸、Z 軸方向にも小さな振幅で振動しながら移動している。シミュレーションは 512 フレームまで行なった。

未知の点の 3 次元位置がカメラの運動パラメータを算出するのに十分な精度があるかどうかは、 \hat{x}_{ik} の分散 M_{ik}

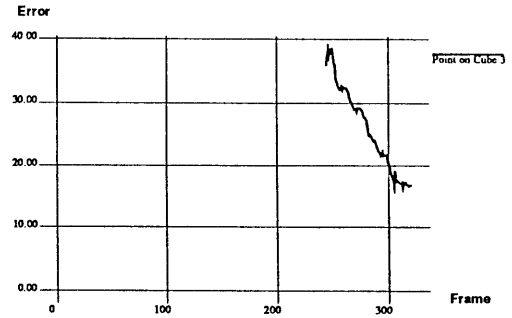


図 6: 認識された奥行きと実際の値との誤差

が十分小さいかで判定する。この実験においては、 M_{ik} の対角成分の大きさが 5 より小さい場合を既知の点としてカメラの運動パラメータの算出に採用した。また、カルマンフィルターを用いる時の、 P_{ik} の初期値 P_{i0} は、既知の点に対しては、

$$P_{i0} = \begin{pmatrix} 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 \end{pmatrix} \quad (16)$$

とし、未知の点に対しては、

$$P_{i0} = \begin{pmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 10 \end{pmatrix} \quad (17)$$

に設定した。量子化誤差と Taylor 展開の時の 2 次以上の微小量による誤差の分散 V_{ik} は、量子化誤差だけの分散より少し大きめの、

$$V_{ik} = \begin{pmatrix} 0.6 & 0 \\ 0 & 0.6 \end{pmatrix} \quad (18)$$

とした。

図 6 に立方体 3 上の点の正確な奥行きと本手法によって認識された奥行きとの絶対誤差を示す。

また、図 7 に 260 フレーム後の認識されている対象の 3 次元形状と正確な形状との誤差を示す。また、図 8 に、その時のオプティカルフローを示す。

5.2 評価

シミュレーション実験より、視野の中から初期の既知の対象が消失した後も未知の対象の形状を認識できることが分かった。しかし、まだ十分な精度が得られているわけではない。この精度は、状態推定量の分散の初期値や、画像の量子化誤差の分散の値によって変化する。しかし、最も大きな影響を与えるのはカメラの運動量である。

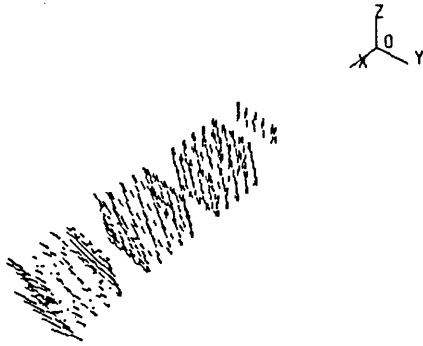


図 7: 260 フレーム後の認識されている対象とその形状の誤差

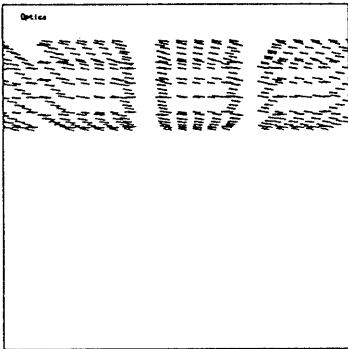


図 8: 260 フレーム後のオブティカルフロー

カメラを注視点制御した場合はオブティカルフローが小さくなり、本手法では良い結果が得られなかった。効率の良い、より良く対象を認識できるカメラの運動の導出は今後の大きな課題である。

6 おわりに

本研究では、カメラで撮影された画像のみの情報からカメラの運動パラメータを導き、それを用いて対象の3次元形状を決定した。このため、現在までに研究されてきた能動視覚の手法と比較して、カメラの運動パラメータが未知の場合でも3次元形状を認識できる。その結果としてカメラの速度を測定するセンサーなどが不要になり、さらに、カメラの動きに何の拘束条件も課していないので、例えば、手でカメラを持って、それを任意に動かしながら、既知の対象と未知の対象を撮影することにより、未知の対象の3次元形状を認識できることになる。しかし、そのためには、カメラの運動パラメータや画像上の対象の点の位置が正確に測定できなくてはならず、デジタル画像の量子化誤差の影響は無視できない。本研究では、この量子化誤差の影響をできる限り小さくするために、多数の点の情報とカルマンフィルターを用いている。

はじめに述べたように、対象の形状に応じてカメラの運動ををうまく制御することで、より効率的に対象の3次元形状の情報を得ることができるであろう。これについては今後の課題であるが、本手法の基本的な考え方の有効性が確かめられ、能動視覚にとっての新しい考え方が与えられた。

参考文献

- [1] J.Aloimonos and A.Bandyopadhyay. Active vision. *1st Int. J. Computer Vision*, 1:333-356, 1988.
- [2] Giulio Sandini and Massimo Tistarelli. Active tracking strategy for monocular depth inference over multiple frames. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 12:13-27, 1990.
- [3] 石黒 浩、Patrick Stelmazyk、辻 三郎. 注視制御を用いた移動ロボットの環境認識. 情報処理学会研究報告書, 90-CV-64, 1990.
- [4] Anna R.Brus and Berthold K.P.Horn. Passive navigation. *Computer Graphics and Image Processing*, 21:3-20, 1983.
- [5] 木下 敬介、出口 光一郎. カメラの平行移動による3次元形状の認識. 第29回計測自動制御学会学術講演会予稿集, pages 167-168, 1990.
- [6] 有本 卓. カルマン・フィルター. 産業図書, 1977.
- [7] 松田 伸浩、太田 友一. 時系列ステレオ画像の対応探索. 情報処理学会研究報告書, 89-CV-59, 1989.
- [8] H.F.Durrant-White, B.Y.S.Rao, and H.Hu. Toward a fully decentralized architecture for multi-sensor data fusion. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 1331-1336, 1990.