

## 3D-CG 指向型アクティブビジョン — 仮想画像と実画像の比較による 3 次元地図の高精度化 —

池田 望, 有田 博樹, 岩月 正見

*iwatsuki@ice.ee.hosei.ac.jp*

法政大学工学部

〒184 小金井市梶野町 3-7-2

われわれは、3次元コンピュータグラフィックスとロボットビジョンの手法を融合することにより、ロボットがもつべき視覚全体の処理を整合性よく、統一的に扱うことのできるシステムを構築することを目指しており、その手法を”3D-CG 指向型ロボットビジョン”と呼んでいる。本手法では、仮想画像と実画像を比較することで誤った部分を検出し、3次元地図を高精度化している。本稿では、これを実現するための第2段階となる3次元地図の高精度化のためのアクティブビジョンの新しい手法を提案する。本手法では、仮想画像と実画像とを比較することで誤った部分を検出し、3次元地図を高精度化している。まず、3D-CG 指向型ステレオビジョンにより、初期段階のカラー3次元地図を構成する。得られた3次元地図は、欠けている部分や隠れい部分を補間するように視点を制御することで完全化される。さらに、この3次元地図は、CCD カメラによって得られた現在の実画像と 3D-CG の手法を用いて現在の地図情報から合成された仮想画像とを比較することで高精度化される。

## 3D-CG Oriented Active Vision — Reconstruction of 3-D Map by Comparing Virtual and Real Images —

Nozomu Ikeda, Hiroki Arita and Masami Iwatsuki

*iwatsuki@ice.ee.hosei.ac.jp*

Department of Electronics and Electrical Engineering,  
Faculty of Engineering, Hosei University,  
3-7-2 Kajino-cho, Koganei-shi, Tokyo 184, Japan.

We aim to construct a new vision system for autonomous robot called ”3D-CG oriented robot vision”, which can unify the vision tasks properly by fusing 3D computer graphics and robot vision methods. This paper proposes a new method called ”3D-CG oriented active vision” as the second approach for 3D-CG oriented robot vision. This approach can detect false parts and reconstruct color 3-D map by comparing real and virtual images. First of all, an initial color 3D-map is constructed by using ”3D-CG oriented stereo vision.” The obtained 3-D map can be completed by controlling view points so as to interpolate lacking or occluded parts. Furthermore, the 3-D map can be more precisely reconstructed by comparing a current real image captured by a CCD camera with virtual one, which is estimated from the current 3-D map by using 3D-CG method.

## 1 はじめに

従来のロボットビジョン研究においては、距離情報の取得、3次元地図の構築、障害物の認識、移動物体の追跡などの研究がそれぞれ独立に行われていたため、個々の処理間の整合性がなく、ビジョンに関わる処理全体を統一的に扱う視点がなかった。しかも、それぞれの手法は限定された環境でしか適切に機能しないため、人間のような高度な認識を行うためには、環境に応じて適合する処理を選択しなければならず、柔軟性に欠けている。これに対処するため、われわれは、3次元コンピュータグラフィックスとロボットビジョンの手法を融合することにより、ロボットがもつべき視覚全体の処理を整合性よく、統一的に扱うことのできるシステムを構築することを目指しており、その手法を”3D-CG 指向型ロボットビジョン”と呼んでいる。

この手法は、以下のように大きく3つの柱に分類できる。

### 1. 3D-CG 指向型ステレオビジョン [1]

3D-CG の手法に適合したステレオビジョンにより、物体の色情報と距離情報を同時に取得し、カラー3次元地図を構築する。

### 2. 3D-CG 指向型アクティブビジョン

得られた3次元地図から視点移動に伴う仮想画像を3D-CG の手法により合成し、この仮想画像と実画像とを比較することで3次元地図を高精度化する。

### 3. 3D-CG 指向型ロボットビジョン [2]

得られた高精度なカラー3次元地図から合成された仮想画像とカメラから取り込まれた実画像との差分をとるという単純な処理を行うだけで、カメラ自身が移動している環境でも障害物や移動物体を完全に抽出する。

本稿では、これを実現するための第2段階となる3次元地図の高精度化のためのアクティブビジョンの新しい手法を提案する。本手法では、仮想画像と実画像とを比較することで誤った部分を検出し、3次元地図を高精度化している。まず、隠ぺい部分が存在しなくなるように視点制御を行って完全に面が閉じるまでステレオ視を行い、3次元地図の概形を取得する[1]。つぎに、この3次元地図より、CGの手法を用いて移動後のある視点から観測されるべき仮想画像を作成する。

得られた仮想画像と実画像との差分から、誤対応領域を抽出し、修正を行う。これを繰り返せば、3次元環境を完全に計算機内部に写し取ることが可能になり、あらゆる視点から観測される画像を推定することができる。したがって、このような仮想画像と実画像を比較すれば、障害物検出や移動物体の追跡などの高度な処理が確実かつ容易に行えると期待できる[2]。

また、実験により本手法の有効性を確認するためには、実際のカメラに対して正確な視点座標を取得し、できるだけ高精度な視点制御を行うことがきわめて重要になる。そこで、産業用のロボットマニピュレータ上にカラーCCDカメラを搭載し、Tsai らの提案したハンドーアイキャリプレーションを行うことにより[3][4]、精度の高い視点制御が実現できることも明らかにする。

最後に、この実験システムを用いて、本稿で提案したアクティブビジョンの手法により、実際に完全なカラー3次元地図が取得できることも示す。

## 2 3次元地図の完全化

まず、3D-CG 指向型ステレオビジョンを用いて、初期のカラー3次元地図を取得する。得られた初期地図には通常、隠ぺい部分が存在するため不完全である。このような不完全な3次元地図を完全なものにするために、3次元物体は必ず面で囲まれ閉じているという事実に着目することにより、不足データ部分を検出する[5]。面が完全に閉じていれば、すべての辺は必ず面と面に挟まれている。したがって、1つの辺データに対し1つの面データしか関連づけられていなければ、その部分は、データ不足であることが検出できる。

### 2.1 データ構造

”3D-CG 指向型ステレオビジョン”により得られた初期のカラー3次元地図は、色領域ごとに分割されており、その領域の頂点列の3次元位置が与えられている。したがって、構成要素である辺と関連づけて色領域の面のデータ構造を構成することができる。さらに、辺データは頂点と関連づけて構成される。このような頂点、辺および面のデータ構造を以下のように定義する。

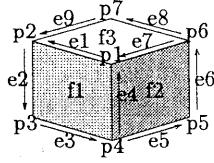


図 1: データ構造

### 2.1.1 頂点データ

頂点データは、ワールド座標における頂点の3次元位置とその頂点の信頼度からなる。ここで、ワールド座標として、最初に取得した画像のカメラ座標系を使う。また、視点位置のずれや量子化による誤差により、頂点の位置は、観測するごとにばらついて取得される。そこで、すでに取得している頂点と新たに取得した頂点の距離が、あるしきい値以内であれば同一点とみなして、その平均値を頂点の位置として更新する。

3D-CG 指向型ステレオビジョンの手法を用いれば、色領域の頂点が隠ぺいによって生じたものかどうかを判別できるので、その評価  $A_p$  を次式のように定義する。

$$A_p = \begin{cases} 0 & (\text{隠ぺいによる場合}) \\ 1 & (\text{そうでない場合}) \end{cases} \quad (1)$$

上式を用いて、頂点の位置を取得した回数を  $N_p$  とし、頂点の信頼度  $m_p(N_p)$  をつぎのように定義する。

$$m_p(N_p) = \frac{\sum_{i=1}^{N_p} A_p(i)}{N_p} \quad (2)$$

上式から、真の頂点は、何度観測しても隠ぺいによるものではないので、信頼度は常に 1 となることがわかる。また、隠ぺいによって生じた偽の頂点は、視点を変えればほとんど出現しないといえるので、このとき信頼度は 0 となる。万が一、真の頂点が隠ぺいと判断されても、観測を繰り返せば平均化の操作により信頼度は 1 に近づいていく。この頂点の位置と信頼度を用いて、頂点データを次式のように定義する。

$$\{x, y, z\} \{m_p(N_p)\} \quad (3)$$

ここで定義した頂点の信頼度には、視点位置のずれや量子化による誤差を考慮していない。これに対処するためには、同一とみなされる頂点の位置のばらつきすなわち分散を信頼度に含めればよいと考えられる。このような信頼度の拡張については今後の課題としたい。

### 2.1.2 辺データ

辺データは、端点を構成する頂点データの指標、その辺を共有する 2 つの面の指標および辺の信頼度からなる。ここで、頂点データは面の法線ベクトルに対して右ネジの方向の順に指標が与えられているとする。また、その辺を有する面が 1 つしかない場合は、一方を *NULL* とする。このように面の指標の 1 つに *NULL* が含まれる場合は、物体が面によって完全に閉じていないと判断でき、*NULL* を含むデータをなくすように視点制御すれば、3 次元地図の完全化を行うことができる。

辺の信頼度  $m_e(N_e)$  を定義するため、まず、その端点の信頼度から次式のような評価  $A_e$  を定義する。

$$A_e = \min(m_{p_i}(N_{p_i}), m_{p_j}(N_{p_j})) \quad (4)$$

上式を用いて、 $N_e$  回目に取得した辺の信頼度をつぎのように定義する。

$$m_e(N_e) = \frac{\sum_{i=1}^{N_e} A_e}{N_e} \quad (5)$$

上式から、真の頂点からなる辺の信頼度は、何度も観測しても常に 1 となることがわかる。また、隠ぺいによって生じた偽の頂点を 1 つでも含めば、信頼度は 0 となる。頂点の信頼度と同様に、真の頂点が隠ぺいと判断された場合でも、観測を繰り返せば平均化の操作により信頼度は 1 に近づいていくことがわかる。

以上のことから、辺データを定義すると、つぎのようになる。

$$\{p_i, p_j\} \{f_k, f_l\} \{m_e(N_e)\} \quad (6)$$

ここで、 $(p_i, p_j)$  と  $(f_k, f_l)$  はそれぞれ頂点と面の指標である。例えば、図 1 の中の辺  $e_1$  と  $e_2$  のデータはつぎのように表される。

$$e1 : \{p_1, p_2\} \{f_1, f_3\} \{1.0\}$$

$$e2 : \{p_2, p_3\} \{f_1, NULL\} \{1.0\}$$

### 2.1.3 面データ

面データは、面を構成する辺の数とデータの指標、面の色を表す RGB 値、および面の信頼度からなる。

最終的に、面を構成する辺の信頼度  $m_e(N_e)$  を用いて、次式のように面の信頼度  $m_f$  が定義される。

$$m_f = \sum_{i=1}^n m_e(N_e) \quad (7)$$

ここで、面を構成する辺の数を  $n$  としている。上式の信頼度を大きくするように視点制御を行えば、3 次元地図の高精度化を行うことができる。このような高精

度化を行っている途中で、誤差により同一の面が異なる2つの面とみなされる可能性がある。この場合は、それら2つの面が同色で1つ以上の辺を共有していれば、同一面とみなして、信頼度の高い面を採用する。それらの信頼度が一致していれば面積の大きな面を採用する。

以上のことから、面データを定義すると、つぎのようにになる。

$$\{n\}\{e_i, e_j, \dots, e_m\}\{R, G, B\}\{m_f(N_f)\} \quad (8)$$

例えば、図1中の面 $f_1$ のデータはつぎのようによく表される。

$$f_1: \{4\}\{e_1, e_2, e_3, e_4\}\{255, 255, 0\}\{1.0\}$$

## 2.2 完全化のための視点制御

3次元物体は完全に閉じているので、1つの辺を共有する面は必ず2つある。すなわち、前節で定義した辺データ中の面の指標にNULLが含まれていれば、まだ3次元情報を取得していない面が存在することがわかる。さらに隣接する面を連結することで、その物体を構成する面データを求めることができる。そこで、得られた連結面に対して、それぞれの面の面積を大きさとする法線ベクトル $n$ を用いて、それらのベクトル和 $V_s$ をつぎのように定義する。

$$V_s = \sum_{i=1}^{N_s} (S_i \cdot n_i) \quad (9)$$

ここで、 $N_s$ は連結した面の数、 $S_i$ は $i$ 番目の面の面積、 $n_i$ は $i$ 番目の面の法線ベクトルである。図2のように、上式で定義されたベクトルの反対方向から物体を見込むように視点を移動すれば、未取得の面をほぼ最大限に見込める位置に視点を移動できると考えられる。したがって、この方向から改めてステレオ視を行い、未取得の面の3次元情報を取得する。このような処理を面が完全に閉じるまで繰り返していくれば、3次元地図を完全化することができる。ただし、ここで取り扱う環境は、あらかじめ3次元位置のわかっているテーブル面の上に物体が載っているとし、視点移動はこのテーブル面の全体あるいは一部を見込むように制限している。これにより、テーブル面の裏側から物体を見込むような位置に視点を移動しないようにすることができる。

## 3 3次元地図の高精度化

前章で述べた視点制御により、面が完全に閉じた3次元地図が取得できることを示した。しかしながら、ステレオ視によって得られた奥行き情報には、誤対応

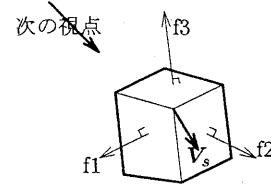


図2: 視点移動

あるいは視点移動や量子化による誤差によって誤ったデータが含まれている可能性があるため、各データの信頼度を大きくするように修正しなければならない。そこで、ある時点までに取得したカラー3次元地図を用いて、3D-CGの手法により、現在の視点から観測される仮想画像を合成し、図3に示すように、この仮想画像とカメラから取り込まれた実画像との差分をとることで不足データの領域や誤っている領域を選出できる。そのような領域全体を見込むように視点を移動し、改めてステレオ視を行うことで、データの信頼度を確実に向上させることができる。

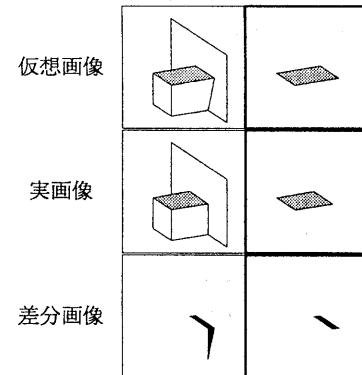


図3: 不足データの検出  
(左は画像全体/右は1面のみに注目)

ただし、実画像と色領域に分割された仮想画像とは、その差が大きすぎるため、単純に差分をとるだけでは、領域が一致しても完全に消失するわけではない。しかしながら、3D-CG指向型ステレオビジョンの手法によれば、領域分割により実画像を色領域に分割しており、あらかじめ色クラスの分散から定義された信頼区間を取得することができる。したがって、この信頼区間をしきい値として実画像の各画素がその位置の仮想画像の色クラスに属していれば、その画素を消去していく。これにより、雑音の影響の少ない差分を行う

ことができる。

本章では、上記のような視点移動を行った場合、データがどのように更新されていくかを見ていく。

### 3.1 データの更新

例題を用いながら、以下で、面データが更新される様子を説明する。

前述で述べたように、ここで取り扱う環境は、あらかじめ3次元位置のわかっているテーブル面の上に物体が載っているとする。したがって、仮想画像と実画像の差分をとれば、テーブル面は完全に消失する。

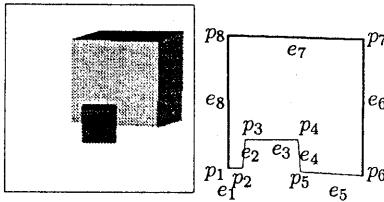


図 4: 1回目のデータ取得

まず、最初のステレオ視において、図4のような画像が得られたとする。この図中の立方体によって隠れていが生じている背後の物体の頂点  $p_1, p_6, p_7$  および  $p_8$  は、真の頂点であると判別され、式(1)から、それらの信頼度は1となる。したがって、式(4)から、それらの頂点を両端としてもつ真の辺  $e_6, e_7$  および  $e_8$  の信頼度も1となる。これに対して、頂点  $p_2$  から  $p_5$  は隠れていによって生じた偽の頂点であると判別され、それらの信頼度は0となり、偽の辺である  $e_1, e_2, e_3, e_4$  および  $e_5$  の信頼度もすべて0となる。したがって、式(7)から、この面の信頼度は3となる。

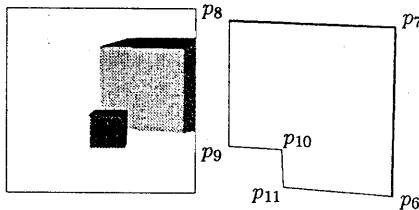


図 5: 2回目のデータ取得

完全化のための視点移動の際に、初期のステレオ視によって得られたカラー3次元地図から、移動途中の視点から見込んだとして推定される仮想画像から隠れていによって欠けた部分がある程度以上の大きさで現れ

たとする。この場合は、視点移動をいったん停止して、実画像を取り込み、このときと仮想画像と差分をとり、誤り部分を検出し、この部分を見込むように再度ステレオ視を行って信頼度を向上させる。このような状況で、図5のような画像が得られたとする。このとき、1回目と同様に、頂点、辺の信頼度より面の信頼度を求めるとき、2となる。したがって、1回目の面データの信頼度の方が大きいのでそちらを採用する。

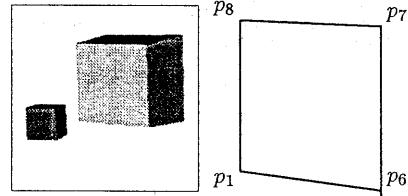


図 6: 3回目のデータ取得

さらに、同様の処理を行いながら、視点移動した結果、図6のような画像が得られたとする。このとき、真の頂点  $p_1$  を  $p_6$  を端点とする信頼度1の辺  $e_{13}$  が出現したことにより、この面を構成するすべての辺の信頼度が1となる。したがって、信頼度をもつ完全な面情報が取得できることになる。

## 4 視点制御のためのキャリブレーション

実験により本手法の有効性を確認するためには、実際のカメラの視点座標を正確に取得し、できるだけ高精度な視点制御を行うことが求められる。そこで、産業用のロボットマニピュレータ上にカラーCCDカメラを搭載し、Tsaiらの提案したハンドーアイキャリブレーションを行うことにより[3]、精度の高い視点制御が実現できることも明らかにする。ここで、図7に示すような実験システムを用いており、マニピュレータには三菱電機社製の産業用ロボットRV-P33形、カラーCCDカメラに東京電子工業社製のCS5430、画像ボードにマイクロテクニカ社製MT-98-CVFMを用いている。

### 4.1 カメラキャリブレーション

ハンドーアイキャリブレーションを行うには、まずカメラの内部パラメータと視点座標をできるだけ正確に求める必要がある。そこで、Tsaiの提案したカメラキャリブレーションの手法を用いて[4]、これを行う。

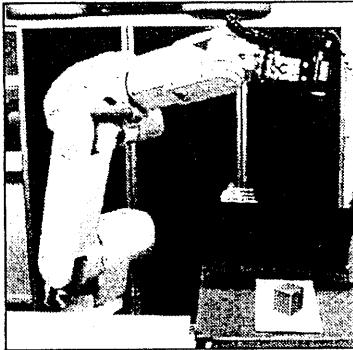


図 7 実験システム

ワールド座標が明確であるドットパターンの画像をカメラで取り込み、その画像座標とそれに対応するワールド座標から、カメラの3次元の位置・姿勢を算出する。コンピュータ画像座標( $X_f, Y_f$ )は次の式でワールド座標( $x_w, y_w, z_w$ )に関係づけられる。

$$d'_x X_f + d'_y Y_f \kappa_1 r^2 = f \frac{r_1 x_w + r_2 y_w + r_3 z_w + T_x}{r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + T_z} \quad (10)$$

$$d'_y Y_f + d'_y Y_f \kappa_1 r^2 = f \frac{r_4 x_w + r_5 y_w + r_6 z_w + T_y}{r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + T_z} \quad (11)$$

ここで、 $r_1, r_2, \dots, r_9, T_x, T_y, T_z [\text{mm}]$  は、それぞれカメラ座標系からワールド座標系への回転行列と並進ベクトルの成分であり、

$$\mathbf{R} \equiv \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{T} \equiv \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix}.$$

と与えられる。また、 $f [\text{mm}]$  は焦点距離、 $\kappa_1 [1/\text{mm}^2]$  は歪み係数、 $r [\text{mm}]$  は画像中心から画像座標への距離、 $d'_x, d'_y [\text{mm}/\text{pix}]$  はフレーム画素間距離を表わしている。キャリブレーションポイントのワールド座標と対応する画像座標を数個取り、式(10),(11)を用いて、最適化問題を解くことにより、カメラの位置・姿勢を求めることができる。

以下にカメラキャリブレーションを行った実験結果の一例を示す。

$f$	=	16.614	[mm]
$\kappa_1$	=	$6.469 \times 10^{-4}$	[1/mm <sup>2</sup> ]
$C_x$	=	255.350	[pix]
$C_y$	=	240.216	[pix]
$T_x$	=	-52.736	
$T_y$	=	-49.431	[mm]
$T_z$	=	470.302	
$R_x$	=	-3.113	
$R_y$	=	8.283	[deg]
$R_z$	=	-0.977	

ここで、 $C_x$  と  $C_y$  は画像ボードにおける画像中心であり、 $R_x, R_y$  および  $R_z$  はそれぞれ  $x, y$  および  $z$  軸周りのカメラ座標系に対するワールド座標系のオイラー角である。

## 4.2 ハンドーアイキャリブレーション

前節で述べたカメラキャリブレーションにより、カメラのワールド座標系からの位置・姿勢が求められるが、視点制御を行うためには、ロボットハンドとカメラの間の座標変換を求め、ロボットのワールド座標系に対するカメラの位置・姿勢を知る必要がある。

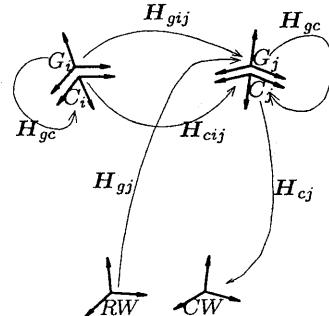


図 8 各座標系間の変換

図 8 に示すように、ロボットのワールド座標系とカメラキャリブレーションのためのワールド座標系をそれぞれ  $RW$  と  $CW$  とし、ロボットのハンド座標系とカメラ座標系をそれぞれ  $G_i$  と  $C_i$  とする。求めたい座標変換行列  $H_{gc}$  は、カメラがハンドに固定されているので、あらゆる観測点において不変である。ここで、 $H$  は、 $4 \times 4$  の同次座標変換行列で、回転行列  $\mathbf{R}$  と並進ベクトル  $\mathbf{T}$  を用いて、次式のように表される。

$$H = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

図 8 からわかるように、 $H_{gij}$  はロボットが動作したときのハンド座標系間の座標変換行列であるので、次のように表すことができる。

$$H_{gij} = H_{gi}^{-1} H_{gj} \quad (13)$$

同様に、カメラ座標系間の座標変換行列は、

$$H_{cij} = H_{ci}^{-1} H_{cj} \quad (14)$$

と表される。

$H_{ci}$  は、前節で述べたカメラキャリブレーションを用いて求めることができる。

カメラとハンドの位置・姿勢は、それぞれワールド座標が異なるので、図 9 のように 5箇所でカメラとハ

ンドの位置・姿勢を求めて、特異値分解により最適化することにより  $H_{gc}$  を求めることができる。

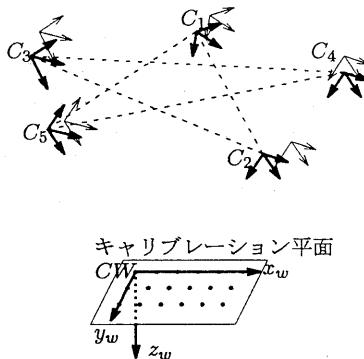


図 9 ハンドーアイキャリブレーション

実験により、 $H_{gc}$ を求めた結果を表 1に示す。この結果が正確であることを確認するため、これを用いて視点の回転並進移動を行い、対応するエピポーラ線を求めてみた。その結果を図 10に示す。この図において、左右の図はそれぞれ移動前後の画像である。図中の×印で示された移動前の立方体の頂点に対して、そのエピポーラ線が、移動後に同一の頂点を通過していることがわかる。

表 1 ハンドーアイキャリブレーション結果

X [mm]	Y [mm]	Z [mm]	$R_x$ [deg]	$R_y$ [deg]	$R_z$ [deg]
-21.370	39.503	200.577	-90.331	0.084	43.947

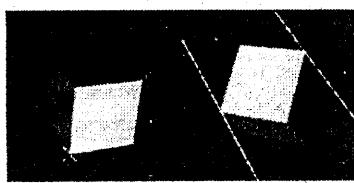


図 10 エピポーラ線

## 5 実験

前章に示したシステムを用いて実験を行った。

ここでは、カラー 3 次元地図の完全化のみに焦点を絞って実験を行っている。また、この手法の有効性をまず確認するため、図 11 に示されるようなテーブル

面の 3 次元位置をあらかじめ取得しておき、この上に物体が載っているという単純な環境を用いている。完全化のための視点制御を行うことにより、この物体の 3 次元情報を取得していく。

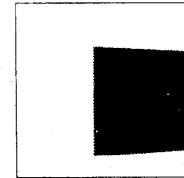


図 11: テーブル面

まず、テーブル上に立方体を載せ、3D-CG 指向型ステレオビジョンを用いて、適当な視点からステレオ視を行い、図 12 のようなステレオ画像を得た。ここで、テーブル面のみのシーンから合成された仮想画像と物体を含む実画像との差分をとることにより、物体のみを抽出することができる。このとき取得された面データには隠れていが生じていないため、2 章で述べたように、それらの各頂点の信頼度はすべて 1 となる。したがって、辺と面データの信頼度もすべて 1 となり、偽の辺や頂点は生じていないと判別される。

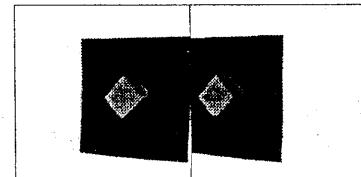


図 12: 1 回目のステレオ画像

2 章で述べたように、取得したデータより面を連結すると、NULL 値を含む辺データの集合が検出され、この立方体の面が完全に閉じていないことがわかる。したがって、式 (9) を用いて、まだ取得していない面を見込むようなベクトルを求め、次の視点に移動し、再度ステレオ視を行う。ただし、テーブル面に接している立方体の面は観測することが不可能なので、辺データがテーブル面に接しているかを調べ、その場合の辺データは 2 辺を共有しているとする。また、視点移動の範囲は、テーブル面の上方に、ある程度余裕をもたせて制限している。

視点移動後、そこから観測されると推定される仮想画像を合成すると、前回取得した面データの裏面を見込む図 13 のような画像が得られる。したがって、こ

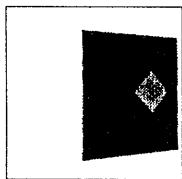


図 13: 隠ぺい部分を見込んだ仮想画像

の仮想画像と実画像と差分をとることで、データの不足と認識した領域のみを検出でき、処理の効率化を図ることができる。

また、この視点を基準に再度ステレオ視を行った結果、図 14 に示すようなステレオ画像が得られた。この図からわかるように、視点移動の結果、すべての面を観測できたことになり、ステレオ視によって、それらの 3 次元情報を取得すれば、面データを完全化することができる。

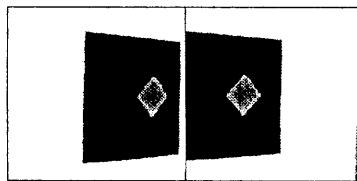


図 14: 2 回目のステレオ画像

もし、3 次元情報の再取得を行っても、完全化ができていなければ、同様の方法で、視点移動を繰り返していく。

完全化を行った結果得られた 3 次元地図より仮想画像を図 15 に示す。

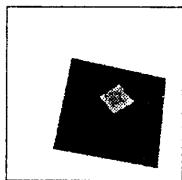


図 15: 完全化された後の仮想画像

た部分を検出し、カラー 3 次元地図を高精度化できることを示した。また、本手法の有効性を確認するため、ロボットマニピュレータにカラー CCD カメラを搭載して、実験を行った。

今回行った実験では 3 次元地図の完全化のみを行つておらず、高精度化については、その原理だけを提案した。高精度化を実現するためには、そのための視点制御の方法を確立する必要がある。さらに、曲面などを含む一般的なシーンに対しても、本手法が適応できるように拡張する必要がある。これらの点については、今後の課題としたい。

## 参考文献

- [1] 江畑, 古橋, 大原, 岩月, “3D-CG 指向型ステレオビジョン—色領域に着目したステレオビジョンとカラー 3 次元地図の合成—,” 信学技報, PRU95, (1995)(本研究会にて発表予定).
- [2] 井上, 斎藤, 岩月, “3D-CG 指向型ロボットビジョン—仮想画像と実画像の比較による出現物体の抽出と追跡—,” 信学技報, PRU95, (1995)(本研究会にて発表予定).
- [3] Roger Y. Tsai and Reimar K. Lenz, “A New Technique for Autonomous and Efficient 3D Robotics Hand/Eye Calibration,” Proceedings of the Fourth International Symposium of Robotics Research, Santa Cruz CA, August 9-14.
- [4] Roger Y. Tsai, “A Versatile Camera Calibration Technique for High-Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses,” IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol.RA-3, No4, August 1987.
- [5] 大槻, 伊藤, 伊藤, “3 次元全周形状の自動計測システム,” 第 1 回画像センシングシンポジウム講演論文集 (1995).
- [6] 出口光一郎, “画像と空間,” 昭晃堂, 1991.

## 6 おわりに

本稿で提案した 3D-CG 指向型アクティブビジョンを用いれば、仮想画像と実画像とを比較することで誤つ