

逐次平滑修正量に基づく 距離画像における平面推定の一手法

松井恵一 金子俊一 本多庸悟
東京農工大学工学部電子情報工学科

距離画像データに基づく3次元多面体物体の認識について述べる。距離画像と輝度画像を併用した平面抽出およびクラスタリングに基づくエッジ補間アルゴリズムを提案する。さらに、距離データの平滑化を行いつつ平面パラメタを推定するための、法線ベクトルのガウス球面上での平滑修正量に着目した、ロバストな平面パラメタの推定手法を提案する。実験では平面から構成される3次元実物体の距離画像に応用して有効な結果を得た。

A Method for Plane Estimation using Range Image based on Iterative Smoothing Modification

Keiichi Matsui, Shun'ichi Kaneko and Tsunenori Honda
Tokyo University of Agriculture and Technology (TUAT)
2-24-16 Naka-cho, Koganei-shi, Tokyo 184, Japan

A method for recognition of three dimensional objects based on range data is presented. In the method, we propose a segmentation scheme of planes using both range and intensity images and a new algorithm for interpolation of edges in the range image by a clustering approach. Furthermore, in order to estimate plane parameters on the way of a smoothing procedure, we propose a new estimation method using modified increments in early steps of the iterative smoothing modification. Effectiveness of the proposed methods have been shown in experiments with real objects.

1 はじめに

近年、3次元物体の形状を計測するためのレンジファインダーが開発されている¹⁾。この装置を用いて物体の詳細な3次元形状情報を得ることができる。さらにロボットの視覚センサへの応用を目的としてこの情報を用いて3次元物体の認識を行う研究が盛んに行われている^{2),9),10)}。

3次元物体の認識では距離画像から何らかの特徴を抽出し、抽出された特徴をシーンとモデルとの間でマッチングして認識を行う。特徴としてエッジ情報を使う手法¹⁰⁾と面情報を使う手法^{2),9)}がある。また、3次元形状情報は詳細に記述されているほど正確な特徴を抽出できる反面、処理時間がかかり応用が困難となる場合がある。逆に情報が疎であると正確な特徴を抽出しにくいといった問題がある。

本論文では、平面で構成される3次元形状を対象とし、比較的疎に計測された距離画像を用いて面の特徴を抽出し認識を行う。有効な領域分割に基づく面の抽出を行うために、

- (1) 輝度画像と距離画像の併用、
- (2) 部分的距離エッジに基づくクラスタリングによる補間、

という処理を導入する。

次に、ノイズを除去し正確な平面パラメタ推定を行うために弛緩法による平滑化を用いる。弛緩法の計算量を軽減し、さらにノイズ耐性を得るために、ガウス球面上での投票によるパラメタ推定の方法を提案する。最後に平面の向きと面積の情報を用いてモデルとのマッチングを行う。

2 認識処理の流れ

認識処理の流れを図1に示す。3章で領域分割、4章で平面推定、5章でモデルとのマッチングについて述べる。

図2に本論文で用いた実験システムを示す。レーザーレンジファインダー¹⁾とパルスモーター駆動型のステージをパソコン(PC-9801VX)で制御し、距離画像を計測する。レンジファインダー

の測定レンジはX,Y,Z軸方向にそれぞれ100mm、分解能は0.2mmである。輝度画像はCCDカメラからフレームメモリ(FV-1)に取り込み、どちらのデータもワークステーション(Sparc ST II)で処理する。

距離画像の一例を図3に示す。距離測定においては一般に、量子化誤差、光学系特有の歪みあるいはデータ処理のミスなどに起因する例外値ノイズなどが含まれる⁴⁾。

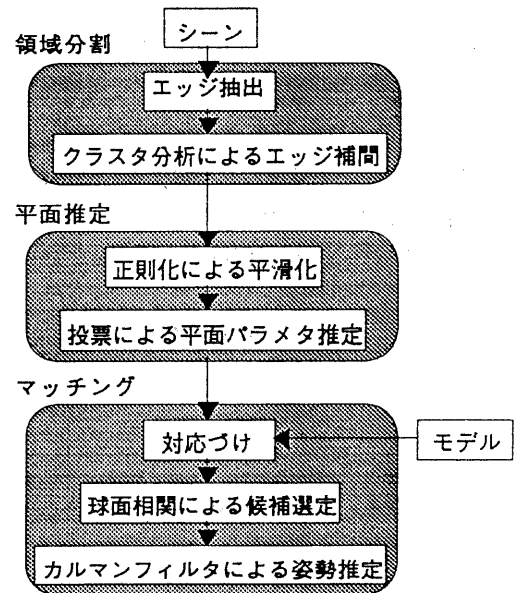


図1 認識処理の流れ

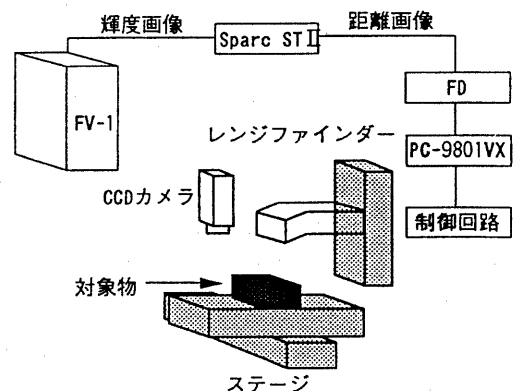


図2 実験システム

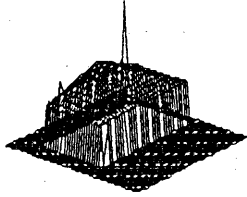


図3 距離画像の一例

3 領域分割

距離画像の領域分割の手法には1次微分、2次微分、リングオペレーター³⁾などのエッジ成分によって領域分割を行う手法、小領域を繰り返し併合して領域を拡張する手法²⁾がある。本論文では前者のエッジ成分を検出し、エッジを境界条件として領域分割を行う。

距離画像の直接の微分値をとることによってエッジ検出を行うことはノイズの影響を受けやすいことや稜線が不明確な形状に対してはエッジに途切れを生じるなどの問題がある。そこで、距離画像と輝度画像における微分値をあわせて用いることによりノイズ耐性を向上し、さらに途切れの部分に局所的にクラスタリングを施しエッジ補間を行う。

3.1 エッジ検出

距離画像においてエッジが検出される部分は距離に変化が存在し、輝度変化を伴いエッジが検出されることが多い。そこでこれらの論理積をとれば、ノイズに影響されにくいより確実なエッジ検出が行えるものとする。しかし、図2に示すように距離画像と輝度画像は異なる撮像系により得られることが多く、処理アルゴリズムが異なることなどのために、エッジ位置にずれが生じる、という問題がある。このずれに対応するために、距離画像のエッジのみでなく、輝度画像における輝度エッジ位置の情報も併せて用いている。すなわち、両画像におけるエッジ位置が相似である場合にのみエッジの存在を確認する。各画像におけるエッジ位置を示

す属性画像（2値画像）間の論理積によって実現する。

$$E(x,y) = E(x,y)^{depth} \cap E(x,y)^{intensity} \quad (1)$$

ここで、 $E(x,y)^{depth}$ 、 $E(x,y)^{intensity}$ はそれぞれ距離画像、輝度画像におけるエッジ画像（値1でエッジ位置を表す）を示し、それぞれ次式で求められる。

$$E(x,y)^{depth} = \begin{cases} 1 & \text{if } S^{normal} < S_{thn} \text{ or } S^{depth} < S_{ikd} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$S^{normal} = n_{i,j} \cdot n_{k,l} \quad (3)$$

$$S^{depth} = 1 - D^{depth}, D^{depth} = \frac{|z_{i,j} - z_{k,l}| - D_{min}}{D_{max} - D_{min}} \quad (4)$$

$$E(x,y)^{intensity} = \begin{cases} 1 & \text{if } d(m,n) > d_{th} \\ & \text{and } \sqrt{(x-m)^2 + (y-n)^2} < D_{th} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

図4にエッジ位置 (x,y) と画素位置 (i,j) および (k,l) の関係を示す。それは次式により表される。

$$\begin{cases} i = \frac{x}{2} - 1, j = \frac{y-1}{2}, k = \frac{x}{2}, l = \frac{y-1}{2} & \text{if } x:\text{even}, y:\text{odd} \\ i = \frac{x-1}{2}, j = \frac{y}{2} - 1, k = \frac{x-1}{2}, l = \frac{y}{2} & \text{if } x:\text{odd}, y:\text{even} \end{cases} \quad (6)$$

S^{depth} は奥行きの類似度、 S^{normal} は法線の類似度を表す。 D^{depth} は奥行きの相違度である。位置 (m,n) は輝度エッジの存在する位置、 $d(m,n)$ は輝度

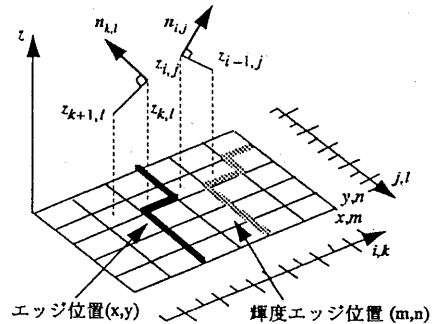


図4 エッジ位置と画素の位置の関係

の差分画像（エッジ強度）を表す。Sdepthによって定義される距離エッジを「ジャンプエッジ」、Snormalによるものを「ルーフエッジ」と呼ぶ。

上述の処理によって、両画像からのエッジ抽出に関するしきい値の設定において、両方のエッジが十分に抽出されるように余裕をもって設定することが可能となった。対象物表面の模様などの影響も論理積演算によって消去できている。

3.2 エッジ補間

3.2で述べたエッジ抽出はしきい値処理であるために稜線が不明確な形状に対してエッジに途切れを生じることがある。エッジによって領域分割をするとき、エッジの途切れは誤分割を引き起こす。そこでエッジを領域を囲む閉ループにする必要がある。そこでクラスタリングを用いて途切れが生じた部分のエッジを補うための新しい手法を導入する。これは、途切れの部分についてのみ局所的に実行することで高速化を図り、エッジ近傍のクラスタ構造を評価することにより数値的な停止条件の設定を避けている。次にアルゴリズムを示す。

【1】端点エッジ（連結要素の終端）を中心に微小領域（実験では6×6正方形領域）を設ける。

【2】領域内の各座標の値を個体とする。端点エッジがジャンプエッジであれば $\alpha = 0$ 、ルーフエッジであれば $\alpha = 1$ とする。次式の類似度Sに基づき、初期クラスタ群を生成する。

$$S = \alpha S^{\text{normal}} + (1 - \alpha) S^{\text{depth}} \quad (7)$$

【3】クラスタの併合はWord法¹¹⁾による。対象とするエッジに接した最大の類似度を持つクラスタから併合を開始する。これは領域の境界として最も違いが顕著なところを手がかりとするためである。一点でもエッジが含まれるとき、および隣接していないとき、併合は行わない。

エッジを挟んで隣接するクラスタの併合を停止条件とした。停止したときのクラスタ境界を新たなエッジとして更新する。

図3の距離画像に基づいてエッジ検出した結果を図5～図7に示す。図7ではエッジ付近で過分割が行われているが、1×1正方形領域はノイズとみなすことで四つの領域が得られた。

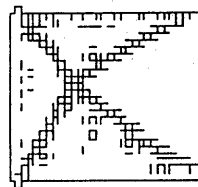


図5 しきい値処理のみで検出したエッジ

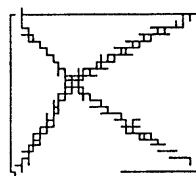


図6 輝度エッジを併用して検出したエッジ

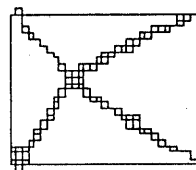


図7 補間したエッジ

4 平面推定

3章で領域分割された各平面の距離画像をエネルギー最小化原理に基づく逐次代入型の繰返し平滑化計算を行う⁵⁾⁶⁾⁷⁾⁸⁾。通常はこの繰返し計算の収束を待って平面推定を行うので、その計算の手間（計算時間）はかなりのものである。

本論文では、この手間を軽減しかつ例外値ノイズに対してロバストになるような平面推定の方法を提案する。これは平滑化計算の初期の段階で得られる計算点ごとの修正量の傾向に基づいて、平面を代表する法線ベクトルの推定値を得るものである。

4.1 正則化による平滑化

平滑化のための評価関数を式(8)で定義し、計測した距離画像 z から平滑化した距離画像 u を得ることができる。 P は計測した距離画像からの隔たりの許容度、 S はスプラインのような平滑化効果を与える。 α は両者を調節するパラメタ、 $\gamma^x(i,j), \gamma^y(i,j), \beta^{xx}(i,j), \beta^{xy}(i,j), \beta^{yy}(i,j)$ は1次微分や2次微分の平滑化効果を適用するか否かを調節する $[0,1]$ のパラメタで、3章で得られたエッジによる境界条件に基づいて設定する。変分法により式(9)の逐次代入型の平滑化計算式を得る。 ω はスケールパラメタ、 t は反復回数を示している。

$$\begin{aligned} E(u) &= P(u) + S(u) \\ P(u) &= \frac{1}{2} \alpha \sum_{i,j} (u(i,j) - z(i,j))^2 \\ S(u) &= \frac{1}{2} (1 - \alpha) \sum_{i,j} \left\{ \gamma^x(i,j) u_x^2(i,j) + \gamma^y(i,j) u_y^2(i,j) \right. \\ &\quad \left. + \left(\beta^{xx}(i,j) u_{xx}^2(i,j) + 2\beta^{xy}(i,j) u_{xy}^2(i,j) + \beta^{yy}(i,j) u_{yy}^2(i,j) \right) \right\} \end{aligned} \quad (8)$$

$$u_{i,j}^t = u_{i,j}^{t-1} - \omega \left(\frac{\partial E(u)}{\partial u} \right)^{t-1} \quad (9)$$

4.2 投票による平面パラメタ推定

データが例外値ノイズを含む場合、大域的平滑化による推定値のずれに対処するために、局所的平滑化の結果を累積することにより例外値ノイズの影響を相対的に低減することができる。累積は投票手続きとして実現できる。しかしながら、繰返しを重ねるにつれ大域的な平滑化の影響を受けるので、可能ならばごく初期の段階の修正量を使う必要がある。

図8は各計算点における単位法線ベクトルのガウス球面上への投影、図9は平滑化による法線ベクトルの移動を示す。移動方向に注目すると、これらはガウス球面上で集約する傾向を持つことがわかる。平滑化は局所的な平滑化であるので、移動する法線ベクトルは各領域の法線

ベクトルで囲まれる凸領域内に移動する。これは各座標の法線ベクトルが平均化され、その計算点を含む面を代表する法線ベクトルに近づくためである。一方で球面上で集約しないものがあるが、これは例外値ノイズを含む計算点の影響である。

ここでは、この逐次代入式の修正量に注目し、修正量の線形的な延長線上に各面を代表する法線ベクトルが存在するものと考ええる。そこで、球面を角度について $(\Delta \theta, \Delta \phi)$ という小セルに分割する。各領域ごとに、式(10)のように修正された各計算点の法線ベクトルを各セルに投票し、式(11)に示す投票のピークに相当する座標値をその面の代表的な法線ベクトルとする。図10は、図8のガウス球の右半球に存在する面 $X4$ の投票分布である。セルの大きさは $\Delta \theta = \Delta \phi = 2^\circ$ である。先に述べた例外値ノイズを含む計算点は投票のピークから大きく外れることになり、平面パラメタの推定値に影響を与えない。図11に代表的な法線ベクトル s を推定した結果を示し、表1に平面の推定結果をまとめる。

$$\begin{aligned} V(\theta_i, \phi_j) &\leftarrow V(\theta_i, \phi_j) + 1 \\ \text{if } \theta_i - \frac{\Delta \theta}{2} \leq \theta_0 + k(\theta_1 - \theta_0) < \theta_i + \frac{\Delta \theta}{2} \\ \text{and } \phi_j - \frac{\Delta \phi}{2} \leq \phi_0 + k(\phi_1 - \phi_0) < \phi_j + \frac{\Delta \phi}{2} \quad (10) \\ \text{for any } k \geq 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} (\theta^*, \phi^*) &= \left\{ (\theta_i, \phi_j) \mid \max(V(\theta_i, \phi_j)) \right\} \\ s &= \left(\cos(\theta^*), \cos(\phi^*), \sqrt{1 - \cos^2(\theta^*) - \cos^2(\phi^*)} \right) \quad (11) \end{aligned}$$

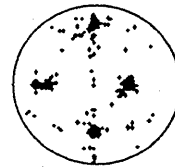


図8 ガウス球に投影した法線情報



図9 移動した法線情報($\omega=1/20$)

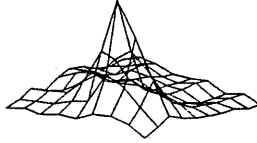


図10 面 X^4 の投票分布 ($\Delta\theta=\Delta\phi=2^\circ$)

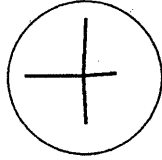


図11 代表的な法線ベクトル

表1 平面推定の結果

面	法線ベクトル数	ピーク	法線ベクトル
X^1	121	68	$(-0.723629, 0.010334, 0.690112)$
X^2	129	50	$(-0.022449, -0.745887, 0.665694)$
X^3	179	113	$(0.009740, 0.571751, 0.820370)$
X^4	252	181	$(0.416307, -0.026734, 0.908831)$

5 マッチング

5.1 対応づけ

図12に示す6面体、8面体、9面体の三つのモデルを用意し、シーンとのマッチングを行った。モデルとして登録した情報は、それぞれの面の法線ベクトルと面積である。

モデルの初期姿勢を図13に示す。シーンとモデルからそれぞれ2本ずつベクトルを選び、それらが最も良く一致するようにモデルを回転させた。さらにシーンの残りの法線ベクトルを、回転させたモデルの法線ベクトルのいずれかに対応させるために、それらの内積値を計算し最大となるものを対応づけた。図13～図15に示し

た太線のベクトルはシーンとモデルの対応づけられたベクトルを示す。ここで回転行列 R は、シーンとモデルの間で n 本のベクトルが対応づいているとして対応づいたベクトルをそれぞれ s_i, m_i ($i=1, \dots, n$) とすると式(12)のように表される。

このように対応づいた法線ベクトルと面積の情報に基づいて式(13)で示す球面相関値 sml をすべての組合わせについて計算し、最大となるものを最良の対応づけとした。図14にその対応づけに基づく各モデルの回転姿勢を示す。ここで、 Ss_i はシーンベクトル s_i の平面に含まれる法線ベクトル数 num_{s_i} を単位法線ベクトルの z 成分の絶対値 z_{s_i} を用いて変換した面積、 S_{m_i} はモデルベクトル m_i の面積を表す。表2に各モデルの可視面について球面相関値を計算した結果を示す。相関値は最大で1をとる。9面体は、ここで示したモデルの中では最大の値をとる。したがって観測結果は9面体であるとする。

$$s_i = Rm_i \quad (12)$$

$$sml = \frac{\sum_{i=1}^n \left\{ \min(S_{s_i}, S_{m_i}) \right\} (s_i \cdot Rm_i)}{\sqrt{S_{s_i} S_{m_i}}} \quad (13)$$

$$S_{s_i} = \frac{num_{s_i}}{|z_{s_i}|} \quad (14)$$

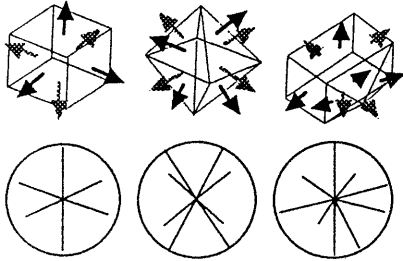
5.2 姿勢推定

一般に物体間の座標変換は並進と回転変換によって表される。ここでは4章で得られたガウス球に投影されたシーンの法線ベクトルの情報を使ってモデルとの回転変換を求める。

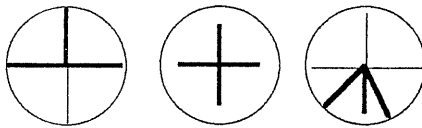
シーンとモデルの法線ベクトルは誤差により厳密には一致しないので、式(15)で示す2次形式評価関数を最小化するとき、シーンとモデルとの最良の回転変換が求められたとする。この評価関数をカルマンフィルタによる逐次計算¹⁰⁾によって最小化し、3次元空間軸回りの回転行列を求める。初期値は相関値が最大となるときの回転行列に基づく。図15に9面体モデルをシーンにマッチングさせたときの回転姿勢を示す。

式(16)に変換行列 R を示し、表3に姿勢推定の結果をまとめる。

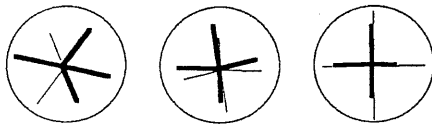
$$E = \sum_{i=1}^N |s_i - Rm_i|^2 \quad (15)$$



6 面体 8 面体 9 面体
図12 モデルの形状と法線ベクトル



6 面体 8 面体 9 面体
図13 モデルの初期姿勢



6 面体 8 面体 9 面体
図14 モデルの回転姿勢

表2 球面相関値

モデル	相関値
6 面体	0.64
8 面体	0.86
9 面体	0.96

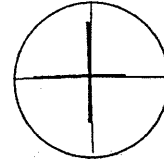


図15 最小自乗法で求めた9面体の回転姿勢

$$R = \begin{pmatrix} 0.999331 & -0.017379 & -0.032171 \\ -0.032342 & -0.009657 & -0.999430 \\ 0.017059 & 0.999802 & -0.010212 \end{pmatrix} \quad (16)$$

6 むすび

距離画像と輝度画像を併用した平面抽出およびクラスタリングに基づくエッジ補間アルゴリズムを提案した。さらに、平滑化過程における法線ベクトルの平滑修正量に着目して、ロバストに平面パラメータを推定するための一手法を提案した。実験では平面から構成される3次元実物体の距離画像に応用して有効な結果を得た。

今後の課題として、エッジ補間アルゴリズムの高速化を検討している。

表3 姿勢推定の結果

モデルベクトル	シーンベクトル	面積	変換前のベクトル	変換後のベクトル
Y^1	X^1	170.710678	(-0.707107, 0.707107, 0.000000)	(-0.712320, 0.023970, 0.701446)
Y^2	X^3	259.807617	(0.000000, 0.816497, -0.577350)	(0.000997, 0.594941, 0.803769)
Y^3	X^2	212.132034	(0.000000, 0.707107, 0.707107)	(-0.013983, -0.691498, 0.722244)
Y^4	X^4	269.917267	(0.447214, 0.894427, 0.000000)	(0.440481, 0.014040, 0.897652)
Y^5		241.421356	(-1.000000, 0.000000, 0.000000)	(-0.999896, 0.012134, -0.007741)
Y^6		300.000000	(0.000000, 0.000000, -1.000000)	(0.012299, 0.999689, -0.021672)
Y^7		241.421356	(1.000000, 0.000000, 0.000000)	(0.999896, -0.012134, 0.007741)
Y^8		300.000000	(0.000000, 0.000000, 1.000000)	(-0.012299, -0.999689, 0.021672)
Y^9		724.264099	(0.000000, -1.000000, 0.000000)	(0.007476, -0.021765, -0.999735)

謝辞

レーザレンジファインダに関してご協力いただいたアイシン精機（株）に感謝いたします。
また、カルマンフィルタ計算モジュールに関して協力された東京農工大学大学院木村栄一君に感謝いたします。

参考文献

- 1) 仮屋、中島、菅沼：非接触立体形状計測装置の開発、ワークショップ「外観検査の自動化」（第5回）講演論文集、pp.15-18(1993).
- 2) 大島、白井：三次元情報を用いた物体認識、信学論 D, J68-D, No.5, pp.629-636(1982).
- 3) 松田、仁田、井口：リングオペレータによる距離画像のラベリング、信学論 D, J66-D, No.10, pp.1161-1168(1983).
- 4) S.S.Shinha and B.G.Shunck : A Two-Stage Algorithm for Discontinuity-Preserving Surface Reconstruction, IEEE Trans, Vol.PAMI-14, No.1, pp.36-55(1992).
- 5) D.Terzopoulos : regularization of Inverse Problems Involving Discontinuities, IEEE Trans., Vol.PAMI-8, No.4, pp.413-424(1986).
- 6) D.Terzopoulos : The Computation of Visible-Surface Representations, IEEE Trans, Vol.PAMI-10, No.4, pp.417-438(1988).
- 7) 松井、金子、本多：不連続性を保持した距離データの平滑化、ワークショップ「外観検査の自動化」（第5回）講演論文集、pp.25-30(1993).
- 8) 松井、金子、本多：輝度エッジ情報を利用した距離データの不連続保存型平滑化法、情報処理学会第48回（平成6年前期）全国大会講演論文集、pp.85-86(1994).
- 9) 岡田、金子、佐野：球面相関による3次元物体認識、信学論 D-2, Vol.J75-D-2, No.12, pp.2027-2037(1992).
- 10) E.Kimura, S.Kaneko and T.Honda: Reconstruction of Three Dimensional Motion based on Structured Local Range Data, Japan-France congress on Mechatronics, pp.59-62(1994).
- 11) 柳井 他：多変量解析ブック、現代数学社、pp.224-242(1986).