

## ファジィクラスタリングを使った柔軟物の3次元形状復元

(1)○木村 優太, (1) 高氏 秀則, (2) 奥田 晴久, (3) 堂前 幸康, (1) 金子 俊一  
 {1. 北海道大学, 2. 三菱電機株式会社, 3. 北海道大学(現三菱電機株式会社)}

### 要旨

本研究では、ケーブル形状物体を対象とし、精度良く形状復元することを目的としている。そこで、3次元データから物体とノイズとを自動的に判別し、ノイズを除去した上で物体のクラスタリングを行う。クラスタリング後、例外点排除アルゴリズムを行うことで、誤差要因の例外点を排除し、物体の形状を精度良く復元することを試みた。

### 1. はじめに

レンジセンサやステレオビジョンの研究の進展に伴い、物体の3次元データを非接触で計測することが可能となってきた。それに伴い、物体の3次元データを用いて物体を識別、認識しようとする試みがなされている[1]～[4]。3次元形状入力のための方法としては、ステレオ法やレンズ焦点法、単眼視法などの受動的手法と、光レーダ法やアクティブステレオ法（線状光、コード化パターン光）、照度差ステレオ法、モアレ法などの能動的手法がある。しかし、ステレオ法や能動的手法で計測された距離データは、ノイズや誤差を含んだデータである。このノイズや誤差を含む要因として、ステレオ法などの受動的計測法では、誤差は対応点問題など、ノイズは照明変動などにより発生している。

本研究では、上記のようにノイズや誤差が距離データに含まれていても、精度良く形状復元することを目指している。今回、クラスタリング初期点自動化、ファジィクラスタリング[5]、例外点排除アルゴリズムを行うことで、ケーブル形状復元を試みた。

### 2. 例外点排除アルゴリズム

クラスタリング初期点自動化、ファジィクラスタリングを行ったことにより、大きな誤差やノイズを回避した。これによりクラスタリングが可能となるが、計測誤差の要因となる細かな例外点はクラスタリングでは排除できない。そこで、物体の形状的特徴に着目し、ある観測点から物体のデータとの角度 $\phi_x, \phi_y$ を求める。ここで、観測点を $l = \{X_l, Y_l, Z_l\}$ とすると、観測点から物体のデータとのX軸Z軸方向の角度とY軸Z軸方向の角度は(式1, 2)で求まる。

$$\phi_x = \tan^{-1} \frac{Z(i) - Z_l}{X(i) - X_l} \quad (1) \quad \phi_y = \tan^{-1} \frac{Z(i) - Z_l}{Y(i) - Y_l} \quad (2)$$

そして、この角度の曲線に信頼区間を設け、角度の安定している点だけを取り出し、信頼区間外のデータを例外点として排除する。この方法を、例外点排除アルゴリズムと呼ぶことにする。

#### 2. 1 最小2乗法によるパラメータ推定

扱う物体が、ケーブル形状であるため物体形状は直線ではなく放物線、つまり2次関数の軌跡を描くと仮定す

る。そうすると、ある観測点から物体のデータとの角度を、(式3)で表せる。この角度とは、X軸Z軸方向の角度とY軸Z軸方向の角度の推定を表し、それぞれ $\{\theta_x, \theta_y\}$ と表す。しかし、(式3)では未知パラメータ $\alpha, \beta$ が含まれるので、この未知パラメータを最小2乗法にて推定する。

$$\hat{\theta}(X_i, Y_i) = \alpha + \beta(d_i)^2 \quad (3)$$

$$d_i = \sqrt{(X_i - X_{i-1})^2 + (Y_i - Y_{i-1})^2 + (Z_i - Z_{i-1})^2 + d_{i-1}^2} \quad (4)$$

for  $i = 2 \sim n$

ただし、推定角度を $\hat{\theta}(X_i, Y_i)$ 、角度の切片を $\alpha(X_i, Y_i)$ 、傾きを $\beta(X_i, Y_i)$ 、距離を $d_i$  (式4)、データを $X, Y, Z$ 、 $n$ はデータ数と設定する。また、未知数 $\alpha(X_i, Y_i)$ と $\beta(X_i, Y_i)$ を(式5)、(式6)で求める。

$$\alpha_{(X_i, Y_i)} = \frac{n \sum_{i=1}^n (d_i)^2 \phi_{(X_i, Y_i)} - \sum_{i=1}^n (d_i)^2 \sum_{i=1}^n \phi_{(X_i, Y_i)}}{n \sum_{i=1}^n ((d_i)^2)^2 - (\sum_{i=1}^n (d_i)^2)^2} \quad (5)$$

$$\beta_{(X_i, Y_i)} = \frac{n \sum_{i=1}^n (d_i)^2 \sum_{i=1}^n \phi_{(X_i, Y_i)} - \sum_{i=1}^n (d_i \phi_{(X_i, Y_i)}) \sum_{i=1}^n d_i}{n \sum_{i=1}^n ((d_i)^2)^2 - (\sum_{i=1}^n (d_i)^2)^2} \quad (6)$$

#### 2. 2 推定パラメータによる信頼区間

2.1により求めたパラメータ $\alpha(X_i, Y_i)$ と $\beta(X_i, Y_i)$ を使い、ある観測点から物体のデータとの推定角度曲線が求まった。この推定角度曲線に信頼区間を設け、角度の安定している点だけを取り出すことで、例外点を排除する。まず、パラメータ $\alpha(X_i, Y_i)$ と $\beta(X_i, Y_i)$ の最小2乗法推定量パラメータ $\hat{\alpha}(X_i, Y_i)$ と $\hat{\beta}(X_i, Y_i)$ の分散は、(式7)、(式8)で与えられる。

$$\text{var}(\hat{\alpha}_{(X_i, Y_i)}) = \sigma^2 \left( \frac{1}{n} + \frac{\overline{(d_i^2)^2}}{\sum_{i=1}^n (d_i^2)^2} \right) \quad (7)$$

$$\text{var}(\hat{\beta}_{(X_i, Y_i)}) = \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n (d_i^2)^2} \quad (8)$$

しかし、(式7)、(式8)には未知パラメータ $\sigma^2$ が含まれ

る。そこで、 $\sigma^2$  をその不偏推定量  $s^2$  で推定する。

$$s_{\hat{\alpha}_{(X_i, Y_i)}}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n \theta_i^2 - \sum_{i=1}^n \hat{\theta}_i^2}{n-2} \left( \frac{1}{n} + \frac{\overline{(d_i^2)}}{\sum_{i=1}^n (d_i^2)} \right) \quad (9)$$

$$s_{\hat{\beta}_{(X_i, Y_i)}}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n \theta_i^2 - \sum_{i=1}^n (\hat{\theta}_i^2)^2}{n-2} \quad (10)$$

$s_{\hat{\alpha}_{(X_i, Y_i)}}$  と  $s_{\hat{\beta}_{(X_i, Y_i)}}$  の平方根は、 $\hat{\alpha}_{(X_i, Y_i)}$ ,  $\hat{\beta}_{(X_i, Y_i)}$  の標準偏差の推定量を与える。そして(式11)にて、 $\hat{\alpha}_{(X_i, Y_i)}$  と  $\hat{\beta}_{(X_i, Y_i)}$  ともそれぞれの期待値を引く。

$$\frac{\hat{\alpha}_{(X_i, Y_i)} - \alpha_{(X_i, Y_i)}}{s_{\hat{\alpha}_{(X_i, Y_i)}}} \sim t(n-2), \quad \frac{\hat{\beta}_{(X_i, Y_i)} - \beta_{(X_i, Y_i)}}{s_{\hat{\beta}_{(X_i, Y_i)}}} \sim t(n-2) \quad (11)$$

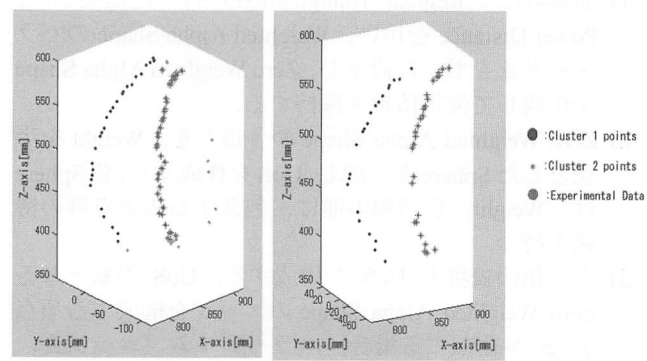
(式11)より、標準偏差の推定量で割った変量は、いずれも自由度  $n-2$  の  $t$  分布をする。したがって、 $t$  分布を用いて、信頼区間推定をすることができる。有意水準を設け、パラメータ  $\hat{\alpha}_{(X_i, Y_i)}$ ,  $\hat{\beta}_{(X_i, Y_i)}$  について信頼区間を求める式を(式12), (式13)で定義する。この信頼区間を使うことで、信頼区間内にある角度の安定している点だけ抽出できる。

$$\hat{\beta}_{(X_i, Y_i)} \pm t_{\frac{\beta_{(X_i, Y_i)}}{2}} s_{\hat{\beta}_{(X_i, Y_i)}} \leq \hat{\beta}_{(X_i, Y_i)} \quad (12)$$

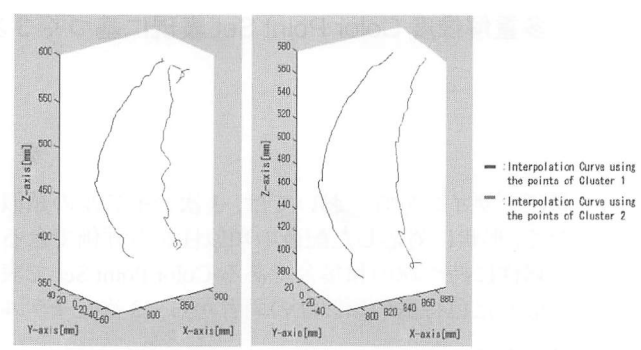
$$\hat{\alpha}_{(X_i, Y_i)} \pm t_{\frac{\alpha_{(X_i, Y_i)}}{2}} s_{\hat{\alpha}_{(X_i, Y_i)}} \leq \hat{\alpha}_{(X_i, Y_i)} \quad (13)$$

### 3. 実験結果

実験は、剛体ではなく CAD データにし難い、ケーブルにて実験を行った。ケーブルの大きさは、約 300mm。この実験データは、カメラとケーブルの撮像距離約 370mm の位置から基線長 100mm 移動させ、さらにステレオ法の一つであるモーションステレオにて計測された 3 次元データである。このデータの計測精度は、奥行き誤差が 1.5% 以内のデータである。



(a) : 例外点排除前 (b) : 例外点排除後  
図 1 : クラスタリング結果



(a) : 例外点排除前 (b) : 例外点排除後  
図 2 : 形状復元結果

図1(a)は、例外点排除前、図1(b)は例外点排除後のクラスタリング結果を表している。形状復元誤差につながる例外点は、クラスタ2の中間部分の点が排除され、Z座標580mm辺りの例外点も排除されていることが分かる。

図 2(a)は、例外点排除前、図 2(b)は例外点排除後のスプライン曲線による形状復元結果を表している。比較すると例外点排除前より例外点排除後の方がクラスタ 1, クラスタ 2 共に滑らかさが増している。また、例外点排除前では、クラスタ 2 で大きな形状の歪みが発生していたが、例外点排除後はこの歪みが大幅に軽減されていることから例外点排除アルゴリズムが有効であることが分かる。

### 4. むすび

本研究では、ケーブルのような形状復元し難い柔軟な物体を対象とする場合の3次元形状復元について例外点排除アルゴリズムを提案し、実験により手法の有効性が示された。今後の課題は、非接触式の計測器を使い、形状復元精度が奥行き値何mm精度向上したかを検証する。また、よりケーブルモデルに適した曲線モデルを構築することである。

謝辞 本研究は、独立行政法人新エネルギー・産業技術開発機構(NEDO)の委託事業からの補助金を得て実施しています。

### 参考文献

- [1] 井口征士, 佐藤宏介: "三次元画像計測", 昭晃堂(1990)
- [2] 吉見隆, 富田文明: "3次元センシングの研究動向, 情報処理, CG-90-46-2(1990-08)
- [3] 堂前幸康, 金子俊一, 田中孝之, 奥田晴久, 橋本学: 画像特徴トラッキングによるひも状柔軟物の3次元構造復元, 第7回SICE講演会論文集, pp.916-917, 2006
- [4] M. Okutomi, T. Kaneda, "A multiple-baseline stereo method", Proc. of CVPR, pp.63-69, 1991
- [5] Nikhil R. Pal and James C. Bezdek: "On Cluster Validity for the Fuzzy c-Means Model", IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 3, No. 3, pp. 370-379, Aug. 1995.