

運動物体の三次元計測における高解像度形状の復元

High-resolution Shape Reconstruction for 3D measurement of Moving Target

杉原 裕[‡] 渡辺 義浩[†] 小室 孝[†] 石川 正俊[†]

Sugihara Yutaka[‡], Yoshihiro Watanabe[†], Takashi Komuro[†], Masatoshi Ishikawa[†]

[‡] 東京大学大学院工学系研究科

[‡]School of Engineering The University of Tokyo

[†] 東京大学大学院情報理工学系研究科

[†]Graduate School of Information Science and Technology, University of Tokyo

Abstract—The recognition of dynamic scenes could provide useful approaches for various applications. As a promising technique in such fields, this study aims at improvement of resolution for three-dimensional data obtained to moving targets. We present a framework that jointly estimates motion parameters and the high-resolution 3D shape. Experimental results are provided to illustrate the performance of the proposed algorithm.

Key Words: 三次元計測, 高解像度化, 運動物体計測, 同時推定, 時系列統合

1. はじめに

運動物体の高解像度三次元計測は様々な分野において強力な技術となり得ると期待できる。しかし、これまでのシステムは運動を捉えるための十分な高速性と形状を捉えるための十分な高解像度の両者を備えていなかったと考えられる。

例えば、近年、構造化光を用いた三角測量法とさらに、高フレームレートイメージング、高速視覚情報処理の統合によって、運動物体のリアルタイム三次元計測を実現するシステムが提案された [1]。しかし、同システムの原理では 参照光の照射方向を単一画像から一意に決定する必要性と画像上でのサブピクセル精度を確保する側面から、センシングの時点での高解像度化に限界があった。

このような運動物体の三次元計測における解像度の問題は、同システムに限ったものではなく、様々な局面で生じる可能性が高いと考えられる。同問題の解決に向けて、デバイスのハードウェア性能向上とともに、センシングデータ取得後のソフトウェアによる手法の構築が必要である。本稿では、後者の技術の提案を行う。

提案手法は、時系列距離画像を統合することによって、高解像度化を目指すものである。運動物体の三次元計測では、フレーム毎に時系列に得られるそれぞれの距離画像は対象表面の異なる点を計測して生成される。これを利用し、各フレームの運動成分を逆変換し、位置合わせを行い、時系列距離画像を統合することで、

解像度の向上が可能であることが期待される。

例えば、距離画像の運動推定には、点と平面の距離を最小化する剛性変換を求める Iterative Closest Point(ICP) 法 [2][3] がある。しかし、同手法は低解像度の距離画像の扱いにおいて欠点があったと考えられる。これに対し、低解像度の前提と複数フレームの同時最適化による調整を行い、複数フレームの三次元データを同一の相対座標系へ集める手法が提案された [4]。しかし、同手法は形状表面を平面で近似しているため、推定精度に問題があったと考えられる。

一方、解像度の向上には、二次元の画像を入力とする超解像と呼ばれる技術がある [5]。超解像では、複数の低解像度画像の情報を統合することで高解像度画像を生成する。しかし、距離画像の高解像度化の場合、観測モデルが異なる点と運動の自由度が高い点から、同技術を適用することはできないと考えられる。

以上の背景に基づき、距離画像の統合による形状の高解像度化手法を提案する。本稿の構成は、以下の通りである。まず、第 2 節において、時系列統合による高解像度化の基本原則について述べる。次に、第 3 節では、提案手法の詳細を述べる。第 4 節では、実験による手法の検証結果を示す。以上の成果を、第 5 節でまとめる。

2. 時系列統合による高解像度化の基本原則

2.1 手法の概要

本節では、時系列統合による高解像度化の問題とその解決の方策について、概要を述べる。本枠組みを実現する提案手法の概要を Fig.1 に示す。本手法は、Fig.1 に示されるように、運動推定と形状復元の二つのプロセスに分けることができる。

まず、運動推定について述べる。得られた観測形状

[‡]杉原裕

東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻

[†]渡辺義浩

Yoshihiro.Watanabe@ipc.i.u-tokyo.ac.jp

東京大学大学院情報理工学系研究科創造情報学専攻

〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1

TEL 03-5841-6937, FAX 03-5841-6952

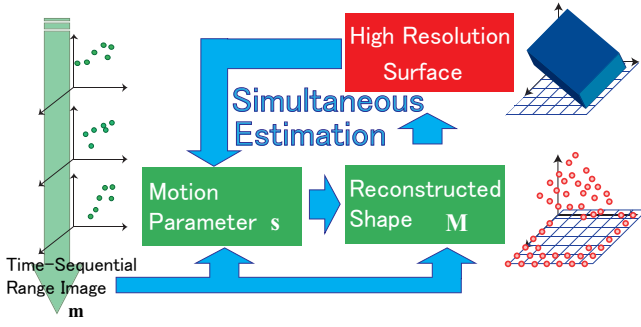


Fig.1 Observation model and Reconstruction process

の三次元座標は、計測装置に依存した座標系で表現されている。したがって、統合を行うためには、時系列に得られた各観測形状を、固定された座標系の座標値に変換する必要がある。運動推定では、この運動パラメータ s を推定する。

次に、形状復元について述べる。運動推定によって、統合された距離画像は、三次元物体の表面を観測形状よりも密にサンプリングしたものとなる。形状復元では、同データから高解像度の連続曲面 M を復元する。

一方、これら二つのプロセスでは、扱うデータが相互に依存した関係にある。例えば、運動推定では、運動パラメータ s は復元形状 M に依存している。同様に、形状復元では、復元形状 M は運動パラメータ s に依存している。このような依存関係は、これらのパラメータの同時推定を要求していると考えられる。提案する同時推定に関しては、第3節で詳細を述べる。

加えて、復元形状 M は、対象表面の任意の場所の観測データと比較するために、連続である必要がある。この点は、数値計算において、有限個のパラメータで形状を表現できるモデルの導入を要求している。本手法では、サンプリング定理に基づく形状表現を導入することで解決した。同モデルの詳細は、第2.3節で述べる。

2.2 問題設定

本節では、手法の詳細に先立ち、入力となる観測データと、出力となる復元データを定義する。提案手法では、時系列の距離画像を入力とし、高解像度の三次元データを復元する。なお、距離画像は、三次元の点集合を指す。また、観測対象は剛体であることを前提とする。さらに、観測するフレームレートは、対象の運動に対して十分に高いことを前提とする。

計測の結果、得られた距離画像を観測形状 m 、推定された高解像度の距離画像を復元形状 M と呼ぶ。ここで m , M はともに離散点の集合である。

まず、 m の定義を式 (1) に示す。

$$\begin{aligned} m &= \{m_f | f = 1, 2, \dots, N\} \\ m_f &= \{[x_{f,k}, y_{f,k}, z_{f,k}] | k = 1, 2, \dots, L_f\} \end{aligned} \quad (1)$$

ここで f はフレーム番号、 N はフレームの総数、 k は観測点のデータ番号、 L_f は f フレーム目の観測点の総数である。

同様に、 M の定義を式 (2) に示す。

$$M = \{M_{ij} | i = 1, 2, \dots, N_x, j = 1, 2, \dots, N_y\} \quad (2)$$

$$M_{ij} = f(iT, jT)$$

ここで T は点間隔、 $f(iT, jT)$ は x, y 座標がそれぞれ iT, jT の点での z 座標、 N_x, N_y はそれぞれ x, y 方向に並んだ点の数である。式で示されるように、 M は形状を等間隔にサンプリングした点の z 座標が記録されている行列として表す。

2.3 三次元形状の表現

本節では、形状モデルについて述べる。前述のように、連続曲面を表現するためには、有限個のパラメータで表現される形状モデルを導入する必要がある。そこで、本手法では、サンプリング定理 [6] に基づく形状モデルを提案する。

本モデルは、 x, y 方向に十分に細かく、等間隔に並んだ有限個の離散点から連続曲面を表現するものである。三次元物体を座標 (x, y) での高さ $z = f(x, y)$ として表現すると、点間隔が十分小さければ、連続的な三次元形状の曲面を復元できることがサンプリング定理によって保証される。復元形状は方向に等間隔に並んだ離散点を sinc 関数により補間した曲面である。曲面上の任意の点 (x, y) の z 座標は式 (3), (4) で表される。

$$z = \mathbf{A} \mathbf{M} \quad (3)$$

$$A_{ij} = \frac{\sin(\frac{\pi}{T})(y - jT)}{(\frac{\pi}{T})(y - jT)} \frac{\sin(\frac{\pi}{T})(x - iT)}{(\frac{\pi}{T})(x - iT)} \quad (4)$$

2.4 観測モデル

三次元物体 M から、観測形状 m を取得するまでの観測モデルを提案する。運動物体の三次元計測では、ある座標系で表現された連続形状が、運動とダウンサンプリングの二つのプロセスを伴って、観測形状が取得される。この観測モデルは計測装置によって左右されない。このような提案する観測モデルに基づく、式 (5) が導出される。

$$z_{f,k} = \mathbf{A}_{f,k}(s_f) \mathbf{M} \quad (5)$$

ここで $\mathbf{A}_{f,k}$ は上述の運動とダウンサンプリングの二つのプロセスによって M から観測形状を取り出す行列である。また s は運動を表すパラメータである。

$\mathbf{A}$ は以下の式で表される。なお、以下では添え字を省略する。

$$\mathbf{A}_{i,j} = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \left(\sum_{j=-\infty}^{\infty} \frac{\sin(\frac{\pi}{T})(\tilde{y} - jT)}{(\frac{\pi}{T})(\tilde{y} - jT)} \right) \frac{\sin(\frac{\pi}{T})(\tilde{x} - jT)}{(\frac{\pi}{T})(\tilde{x} - jT)} \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{y} \\ \tilde{z} \end{bmatrix} = \mathbf{R} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix}$$

$\mathbf{R}$ は回転行列, (x, y, z) は観測点の座標, T は復元する高解像度形状の点間隔, $(\tilde{x}, \tilde{y}, \tilde{z})$ は位置合わせした後の点座標を表す.

運動パラメータは以下の式で表される.

$$\mathbf{s}_f = [n_{1f}, n_{2f}, n_{3f}, \theta_f, t_{xf}, t_{yf}, t_{zf}] \quad (7)$$

(n_1, n_2, n_3) は回転軸の x 軸, y 軸, z 軸成分, θ は回転角, t_x, t_y, t_z は並進運動の x 軸, y 軸, z 軸成分である.

式 (5) を用いると式 (8) が導かれる.

$$\tilde{z} = \left(\sum_{i=-\infty}^{\infty} \left(\sum_{j=-\infty}^{\infty} M_{ij} \frac{\sin(\frac{\pi}{T})(\tilde{y} - jT)}{(\frac{\pi}{T})(\tilde{y} - jT)} \right) \frac{\sin(\frac{\pi}{T})(\tilde{x} - iT)}{(\frac{\pi}{T})(\tilde{x} - iT)} \right) \quad (8)$$

M_{ij} は復元形状の (x, y) 座標が, (iT, jT) の点での z 座標を表す.

3. 時系列統合による高解像度形状の復元

3.1 高解像度形状復元のための評価関数

以上の定義の下, 運動と形状の同時推定を行うために, 最適化問題を構築した. 本手法では, 観測点と復元する高解像度形状の z 座標の二乗誤差をコスト関数とするような最小化問題を解く. これによって運動推定と形状復元の同時最適化を行う. コスト関数を式 (9) に示す.

$$E = \sum_f \sum_k (\mathbf{A}_{f,k}(\mathbf{s}_f) \mathbf{M} - z_{f,k}(\mathbf{s}_f))^2 + \lambda \|\nabla^2 \mathbf{M}\|^2 \quad (9)$$

右辺第一項は, 観測点と復元形状表面の点との z 座標の距離である. 同項が小さいほど, 観測点から高解像度形状が高い精度で復元されていることを意味している.

一方, この最適化問題は, 観測点が十分に得られない場合, ill-posed 問題となり, 解くことができない. この ill-posed 問題を回避するために補正項を右辺第二項に加えた. なお, 補正項は観測点が疎にしか得られなかった部分でのみ寄与として大きく働き, サンプリング定理に基づく形状表現を崩すものではないと考えられる.

さらに, 式 (9) の最小化は, 多数の変数を含む非線形最小化問題となり, 収束効率が悪い. そこで今回は, 運動パラメータ $\mathbf{s}$ と復元形状 $\mathbf{M}$ のいずれか片方を固定し, 交互に推定する方法を採用した.

3.2 最適化のための計算手法

本節では, 交互に推定する計算手順を述べる.

1. 復元形状 $\mathbf{M}$ の初期値を求める
2. 各フレームについて, $\mathbf{M}$ を固定して運動パラメータ $\mathbf{s}$ を式 (10) から推定する

$$\mathbf{s}_f = \arg \min_{\mathbf{s}_f} \sum_k \mathbf{A}_{f,k}(\mathbf{s}_f) \mathbf{M} - z_{f,k}(\mathbf{s}_f)^2 \quad (10)$$

3. 推定された $\mathbf{s}$ を用いて $\mathbf{M}$ を式 (11) から復元する

$$\mathbf{M} = \arg \min_{\mathbf{M}} \sum_f \sum_k \mathbf{A}_{f,k}(\mathbf{s}_f) \mathbf{M} - z_{f,k}(\mathbf{s}_f)^2 + \lambda \|\nabla^2 \mathbf{M}\|^2 \quad (11)$$

4.2. にもどる

以上を収束するまで繰り返す. 今回の実験では, $\mathbf{M}$ の初期値は観測した 1 フレームの観測点を二次補間によって近似して求めた.

4. 評価実験

シミュレーションによって, 提案手法を評価した. 以下に 2 種類の形状に対して行った実験結果を示す.

4.1 荒い凹凸を持つ形状に対する実験

Fig.2(a) に, 今回のシミュレーションで用いた真の形状を示す. 観測点は, 直線群 $(2.3 + \delta(0.051i - 0.25), 2.5 + \delta(0.051j - 0.25), 15.0 + \delta(-0.7))$, $(i, j = 1 \sim 10)$ と対象表面の交点から生成した. また, 運動パラメータは, 毎フレーム同一で, $\mathbf{s} = [\sqrt{0.4}, \sqrt{0.3}, \sqrt{0.3}, -0.001, 0.3224, 0.0412, 0.0774]$ とした. 本実験では, 統合する距離画像の枚数を 30 枚とした. Fig.2(b) に時系列の観測距離画像のうちの 1 フレームを示す. さらに, 1 フレームのみから二次補間によって近似した形状の初期値を Fig.2(c) に示す.

以上の条件の下, 復元された高解像度形状を Fig.2(d) に示す. 同図で, 点は x, y 方向に等間隔に並んだ $\mathbf{M}$ である. また, 同図の連続曲面は, 式 (9) に基づき, これらの離散点から復元されたものである. また, 真値との絶対誤差は初期形状で 20.9136, 復元形状で 3.3385 であった. 以上の結果より高解像度化が達成されたことがわかる.

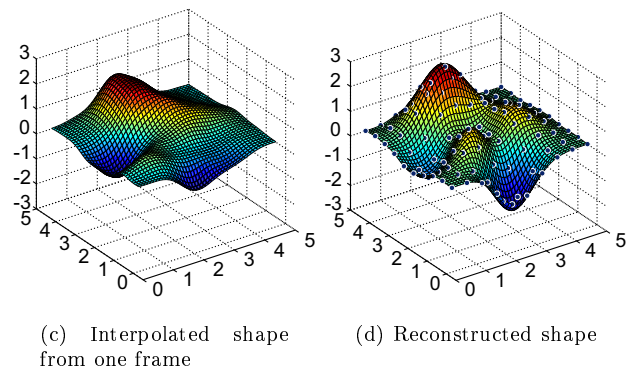
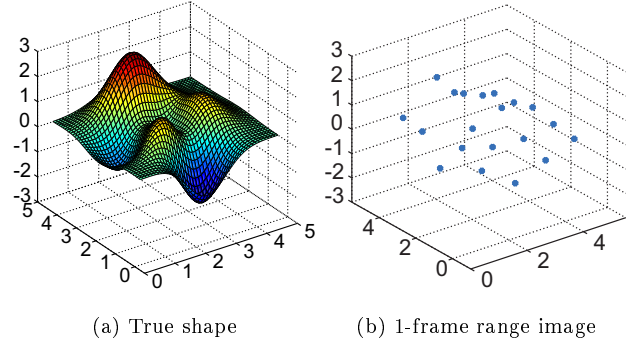


Fig.2 Experimental results for the rough shape

4.2 人形の顔形状に対する実験

実験に用いた対象物体の写真を Fig.3 に示す. 同物体の頭部のサイズは, $7\text{cm} \times 6\text{cm} \times 6\text{cm}$ 程度である.

本実験では、まず 3D レーザスキャナ (Roland/LPX-600) を用いて、同物体の三次元形状を測定した。次に前節と同様に、運動物体の時系列距離画像を生成した。Fig.4(a) に、今回のシミュレーションで用いた形状を示す。観測点は直線群 $(2.5 + \delta(-4 + 0.25i), 0.7 + \delta(4 + 0.25j), -21 + 20\delta), (i, j = 1 \sim 40)$ との交点から生成した。また運動パラメータは、毎フレーム同一で、 $s = [0, 1, 0, 0.001, 0.02, 0.002, -0.009]$ とした。本シミュレーションでは、統合する距離画像の枚数は 30 フレームとした。Fig.4(b) に時系列の観測距離画像のうちの 1 フレームを示す。さらに、それを二次補間した形状の初期値を Fig.4(c) に示す。

以上の条件の下、復元された高解像度形状を Fig.4(d) に示す。顔の内側 $(1.5 < x < 3.5, 1.0 \leq y \leq 4.0)$ の真値との絶対誤差は初期形状で 22.4748, 復元形状で 16.3435 であり、高解像度化が達成されたことがわかる。

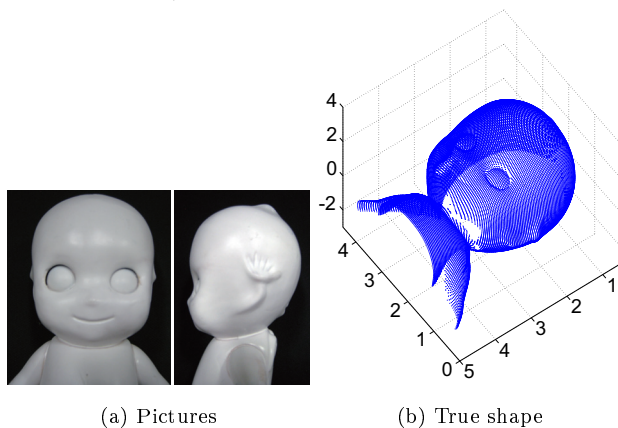


Fig.3 Experimental object

5. おわりに

運動物体の三次元計測における運動と形状の同時推定による高解像度形状復元手法を提案した。提案した手法は、センシングの原理に依存せず、様々な運動物体の三次元計測で利用できる。実験結果により、提案した手法の有効性が実証された。本手法は、ニーズの高い運動物体の高解像度三次元計測の実現に向けて、重要な役割を担うと考えられる。

参考文献

- [1] 渡辺義浩, 小室孝, 石川正俊, “多点瞬時解析高速ビジョンによる運動/変形物体のリアルタイム 3 次元センシング,” 日本ロボット学会誌, Vol. 25, No. 6, pp. 1005-1013, 2007.
- [2] P.J. Besl, and N.D. McKay, “A method for registration of 3-d shapes,” IEEE Transaction Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.14, No.2, pp.239-256, 1992.
- [3] Y. Chen, and G. Medioni, “Object modelling by registration of multiple range images,” Image and Vision Computing, Vol.10, No.3, pp.145-155, 1992.

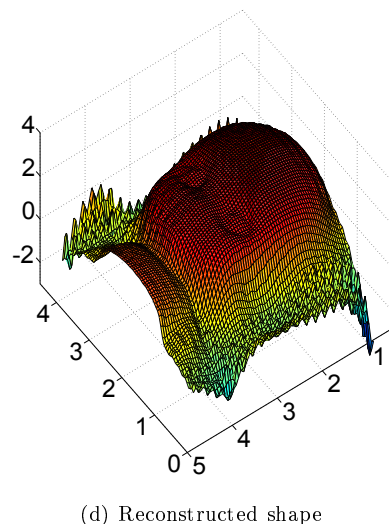
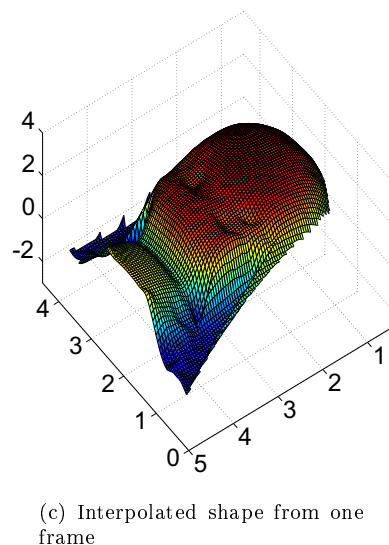
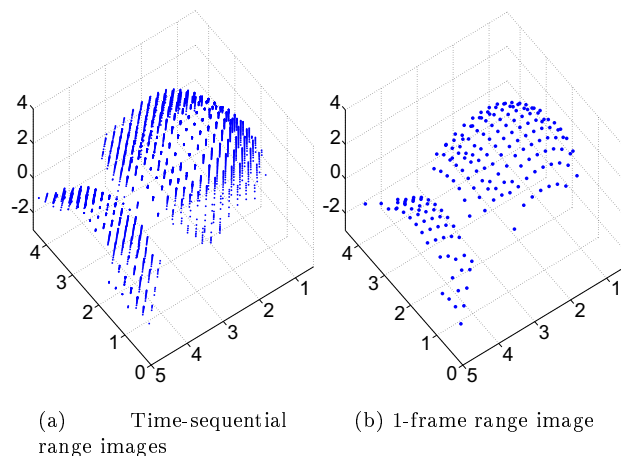


Fig.4 Experimental results for the doll

- [4] 渡辺義浩, “マルチフレーム同時位置合わせに基づく運動物体形状の高解像度化,” 第 14 回画像センシングシンポジウム, 講演論文集
- [5] S.C.Park, M.K.Park, and M.G.Kang, “Super-resolution image reconstruction: a technical overview,” IEEE Signal Processing Magazine, pp.21-36, 2003.
- [6] 今井聖, “信号処理工学,” コロナ社, 1993.