

大規模点群データの平滑化手法に関する研究（第1報）*

ー ロバスト推定に基づく平滑化手法 ー

増田 宏** 村上 健治***

A Study on Smooth Surface Reconstruction from Large-Scale Noisy Point-Clouds (1st Report)
- Smoothing Operators Based on Robust Estimate -

Hiroshi MASUDA and Kenji MURAKAMI

It is widely recognized that task planning based on 3D CAD can reduce the rework of maintenance and renovation of facilities. Therefore, it is very important to acquire 3D shapes of existing facilities. The state-of-the-art phase-based scanner is suitable for this purpose, because it can acquire hundreds of millions point data in several minutes. However, point data captured from the phase-based scanner tend to include quite a lot of outliers. This paper introduces robust smoothing operators for noisy point-cloud. We propose two smoothing methods using robust estimate. One is based on Lorentzian distribution, and the other is based on Tukey's bi-weight estimation. We modified a conventional smoothing method using robust estimate. In our experiments, our two methods could produce good smoothed surface even if point-cloud include a lot of outliers.

Key words: geometric modeling, point-cloud, smoothing, reverse engineering, as-built modeling

1. 緒 言

老朽化した生産設備やプラント施設の改修による長寿命化、迅速な設備更新は多くの企業において重要な課題となっている。そうした作業を短期間・低コストで行うためには、点群計測に基づく現物の3Dモデリングが有効であると考えられる。生産設備の3Dモデルを用いて作業工程、干渉、改修部品の検討を行った後に実作業を行うため、作業を短期間で確実に行うことができ、設備の停止期間も短縮することができる。

大型設備の計測で必要とされる距離を計測できる装置として、位相差方式（phase-based）と飛行伝播時間計測方式（time-of-flight）のレーザスキャナがある。位相差方式の点群計測装置では最大53～79mの距離が計測でき、数千万点の点群を数分で計測することが可能である¹⁾。一方、飛行伝播時間計測方式では100m以上の距離を計測できるが、計測に要する時間は位相差方式の10倍から100倍程度であり、大型設備を高精細に計測すると1回の計測に数時間かかる。

大型設備の計測では、複数の地点から計測を行い、それらのデータを組み合わせて設備全体の3D情報を取得する。その際、一度の計測では、概ね50m以内を計測できれば充分であることが多い。また、生産設備やプラント施設では、計測できる時間が限られていることも多く、計測に要する時間が短いことが望ましい。こうしたことから、現状では、大型設備の計測には位相差方式のレーザスキャン方式が効率的であると考えられる。

位相差方式のレーザスキャナは、対象物にレーザ光を照射し、反射波の位相のずれから飛行距離を計算する。反射波の到達を待たずに連続的にパルス波を照射できるので、大量の点群を短時間で計測することができる。本研究で使用了計測装置は、Z+F社のImager5003である¹⁾。この装置は計測距離が1.0～53.5mで水平方向に360度、垂直方向に310度、10m先を3.1mmピッ

チで計測でき、2億点を7分弱で計測することができる。

ただし、位相差方式による計測では、大量の点群が取得できるものの、多くの異常値が含まれるという問題がある。本論文では、正規分布に従う誤差に比べて著しく大きな誤差を異常値と呼ぶ。生産設備やプラント施設では多数の部品が入り組んで構成されるため、多くの箇所でスポット光が分断されたり、ハイライトが生じたりして、極端に値がずれる異常値が非常に多く観測される。また多様な反射特性を持った部品が奥行き1mから数十mの範囲に配置されているため、ノイズレベルが均一ではないため、こうした異常値を完全に除去することは難しい。

こうした前提条件は小型部品用の点群計測とは大きく異なるため、従来のリバースエンジニアリング技術をそのまま適用することは難しい。そのため、現状では大規模設備を計測した点群からのモデリングには長時間の手作業が必要で、現場計測よりも点群処理がボトルネックとなっている。

点群を充分滑らかなメッシュモデルに変換することができれば、メッシュのセグメンテーションや簡略化などの処理が適用可能になる。本研究では、位相差方式のレーザスキャナから計測された点群データから、充分滑らかなメッシュモデルを生成するための手法について考える。

点群の平滑化においては、もし、異常値であることが近傍データから容易に判断できるのであれば、前処理として異常値除去を行って²⁾、正規分布誤差を前提とした平滑化手法を用いればよい。しかしながら、本研究で対象とするような広い奥行きと多様な反射特性を持った部品群を扱う場合、異常値をあらかじめ完全に除去することは困難である。そこで、本研究では、異常値が存在しても、その影響を軽減できるロバスト推定に基づく点群平滑化手法を提案する。

2. 点群データの誤差と平滑化

2.1 点群データの誤差と異常値

位相差方式による点群計測では、計測原点はほぼ固定され、レーザ光の照射角度が図1に示すように緯度と経度の2自由度

* 原稿受付 平成21年4月30日

** 正会員 正会員 東京大学大学院（東京都文京区本郷7-3-1）

*** 東京大学大学院（同上）

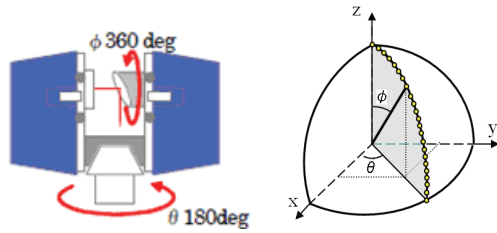


Fig.1 Measurement by phase-based scanner

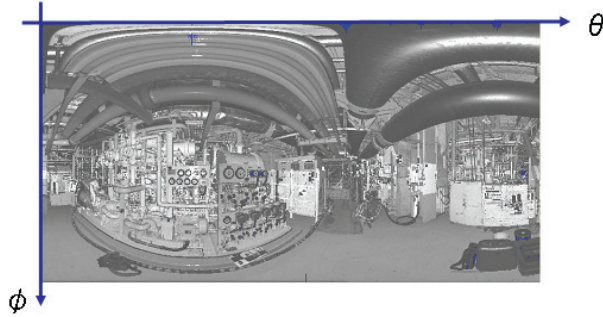


Fig.2 Point data on the $\theta - \phi$ plane

で制御される。照射角度が決まると、レーザ光の反射波から対象物までの距離が計測される。この計測方法のために、計測点の座標を球面座標 (r, θ, ϕ) によって表現すると、計測点は $\theta - \phi$ 平面上に規則的に分布する。図2は、 $\theta - \phi$ 平面上に写像された計測点の明度を示したものである。計測装置からは座標とともにレーザの反射光の強さが出力されるので、その値を明度に変換することで図2の画像が生成される。

計測された点群をメッシュに変換するには、 $\theta - \phi$ 平面上での隣接関係に基づいて三角形の面を構成していけばよい。図3は、図3(a)に示す点群から図3(b)のメッシュモデルが生成されたことを示している。しかしながら、図3(c)に示されるように、生成されたメッシュには大きな誤差を持つ点が多数含まれている。図3(d)は、3章で提案する手法で平滑化されたメッシュを図3(b)のメッシュを重ねて示したものである。多くの突起が観察されるが、これらは異常値であり、なんらかの理由で距離値が大きすぎて計測された点群である。

2.2 既存手法による平滑化

点群の平滑化手法として、移動最小2乗法 (MLS) がよく知られている³⁾。まず、従来手法である MLS の基本的な考え方について図4を用いて説明する。この方法では、以下の手順によって平滑化を行う。

1. ある点 x を補正するために、近傍点 $\{p_i\}$ ($i=1, \dots, N$) を得る。近傍点の個数は、対象物の大きさや計測点の間隔、計測点の精度を考慮して決められる。
2. 図4(a)に示すように、近傍点の近似平面 H を算出する。
3. 近傍点を平面 H 上に投影し、各点を平面 H 上の座標系 u, v を用いてパラメータ化する。また、点 x を平面 H 上に投影した点を基準点 q とする。
4. 近傍点 $\{p_i\}$ を平面 H 上のハイトフィールドと見做し、2次多項式曲面 $S(u, v) = 0$ で近似する。
5. 元の点 x を曲面 $S(u, v) = 0$ に投影することで、平滑化を行う。
6. 1~5 の操作をすべての点に対して行う。

ここで、2次多項式曲面は、点 x のパラメータを $m = (u, v)$ とおいて以下のように表現される。

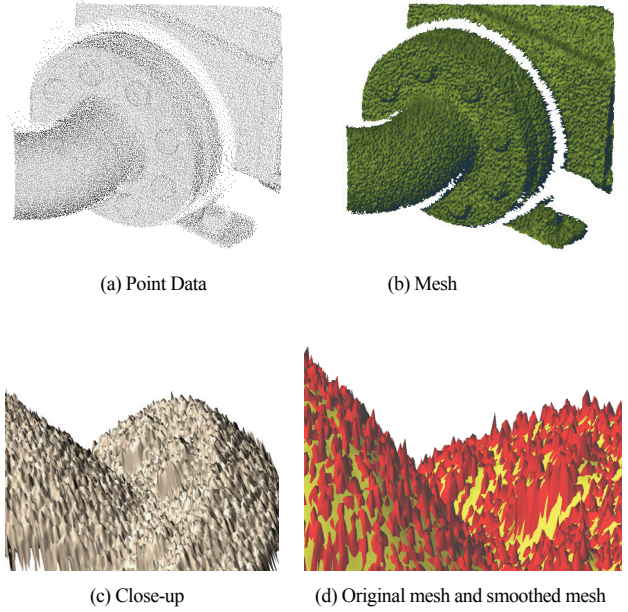


Fig.3 Point data and a mesh model

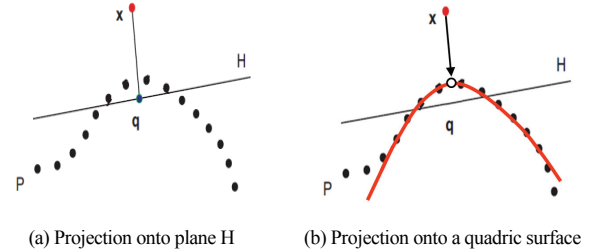


Fig.4 MLS projection

$$S(m; a) = a_1 u^2 + a_2 v^2 + a_3 uv + a_4 u + a_5 v + a_6 = 0 \quad (1)$$

$a = \{a_k\}$ ($k=1, \dots, 6$) は、2次多項式曲面のパラメータであり、これらの数値を決めることで曲線が一意に決まる。この計算は、以下の式で行う。

$$\arg \min_a \left[\sum_{i=1}^N S(m_i; a)^2 \chi(|p_i - q|) \right] \quad (2)$$

ここで、関数 χ は単調減少する関数で、基準点 q から遠くなるほど小さくなる重みとして作用する。関数 χ には、以下に示すガウス関数がよく用いられる。

$$\chi(d) = \exp(-d^2 / h^2) \quad (3)$$

h は平滑度を制御するための変数であり、大きくすると平滑化の度合いが高まり、小さくすると細部が保存される。

2.3 異常値に対する脆弱性

位相差方式の計測装置によって取得した点群データに対して、従来手法の MLS を適用した結果を図5に示す。この図において、 σ_d は近傍点の各座標と基準点 q との距離の標準偏差である。本研究で扱った計測データに関しては、実験の結果、近傍点の個数が 150~200 程度のときに良好な平滑化になるという結果が得られているため、ここでは 150 個の近傍点を用いて平滑化を行った。図5に示すように、平滑化されたモデルにエッジ部分での欠落や平面部での不自然な凹凸が多数現れた。この結果は、式(3)の h を操作しても改善していない。

MLS は、3章の議論で明らかになるように、少数の異常値に

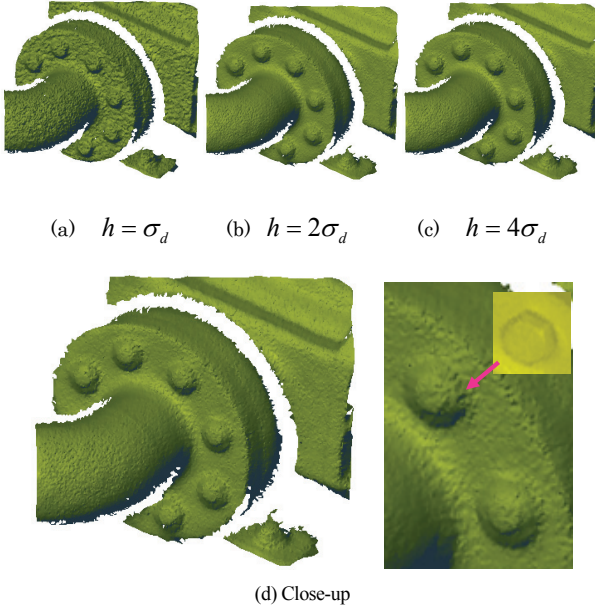


Fig.5 Conventional MLS projection

対しても敏感に反応するため、異常値の近くでは平滑化の結果が乱れやすい。位相差方式の点群計測装置で計測された点群は、三角測量の原理に基づく点群計測装置で計測されたデータに比べて多くの異常値を含んでいる。そのために、十分な平滑化が行えなかったと考えられる。もしそうであるならば、異常値に対してロバストな平滑化法を用いることでこの問題が改善されるはずである。そこで、次章において、異常値を含んだデータに対しても安定して機能する平滑化手法を考える。

3. ロバスト推定を用いた点群データの平滑化

3.1 ロバスト推定

最小2乗法は、大きな誤差を持つ異常値が少数存在するだけで、結果が大きくなりすぎるという問題がある。ロバスト推定は、こうした異常値の影響をできるだけ受けないようにする計算法である⁴⁾。

いま、点 x に対して、自分自身を含む N 個の近傍点の座標 $\{p_i\}$ と各点のパラメータ $m_i = (u_i, v_i)$ が与えられたとする。このとき、計測点に最も良く当てはまる2次多項式曲面 $S(m; a) = 0$ を算出することを考える。

計測された点 $\{p_i\}$ は誤差を持つので、厳密に曲面上に乗ることはなく各点で $S(m_i; a)$ は0でない値を持つ。ここで、 σ を N 個の測定点での $S(m_i; a)$ の値に関する標準偏差とする。このとき、正規化された残差を以下の関数 $r(m; a)$ で定義する。

$$r(m; a) = S(m; a) / \sigma \quad (4)$$

また、曲面 $S(m; a) = 0$ における点 p_i の残差を以下で定義する。

$$r_i = S(m_i; a) / \sigma \quad (5)$$

いま、各点での残差 r_i がある確率モデルに従って発生すると仮定する。残差の発生に関する確率密度関数を $f(r)$ とすると、 Δ を微小な定数として、各点の残差が $r_i \pm \Delta/2$ の範囲に入る確率は以下のように書ける。

$$f(r_1) \cdot f(r_2) \cdots f(r_N) \cdot \Delta^n \quad (6)$$

この確率を最大にする曲面を計算することで真の曲面式を推定する方法は、最尤推定と呼ばれる。この計算は以下の最小化問題

として計算できる。

$$\begin{aligned} \arg \max_a \left[\prod_{i=1}^N f(r_i) \right] &= \arg \max_a \left[\sum_{i=1}^N \log f(r_i) \right] \\ &= \arg \min_a \left[\sum_{i=1}^N \rho(r_i) \right] \end{aligned} \quad (7)$$

ただし、積形式を和形式に変換するために対数を取り、また、

$$\rho(r_i) = -\log f(r_i) + \alpha \quad (8)$$

と置いて最大化問題を最小化問題に変形した。ここでは、最適化計算に影響を与えない定数項を α と置いた。この最小化問題は、式(4)を代入して、以下の式を解くことによって計算できる。

$$\sum_{i=0}^n \left(\frac{\partial \rho}{\partial r}(r_i) \cdot \frac{1}{\sigma} \frac{\partial S}{\partial a_k}(m_i) \right) = \sum_{i=0}^n \left(\frac{w_i}{\sigma} \frac{\partial S}{\partial a_k}(m_i) \right) = 0 \quad (9)$$

ただし、 w_i を以下のように置いた。

$$w_i = \frac{\partial \rho}{\partial r}(r_i) \quad (10)$$

w_i は、残差の確率分布によって決まる。よって、異常値に影響されにくくするためには、式(9)より、残差 r_i が大きいときに重み w_i が小さくなる確率分布が望ましいことがわかる。

3.2 最小2乗法による曲面推定の性質

まず、最尤推定に基づいて、従来手法のMLSの性質を考える。いま、残差 r_i が正規分布に従うと仮定すると、正規分布の確率密度関数から、 $\rho(r) = r^2/2$ が計算される。この場合、式(7)の最小化問題は最小2乗法の計算と一致する。すなわち、最小2乗法に基づく従来法のMLSでは、暗黙的に誤差が正規分布に従うことを仮定していることになる。

正規分布に従う残差では $w(r) = r$ と計算されるので、残差の大きさに比例して重みが大きくなり、異常値の影響を強く受ける。図6(a)に最小2乗法における残差と重さの関係を示す。異常値を持つ点では残差が著しく大きくなるため、その点の影響もまた非常に大きくなる。そのため、異常値の近くでは平滑化に失敗することが多くなることがわかる。

3.3 ローレンツ分布に基づくロバスト推定

次に、異常値に対して敏感ではない推定法を考える。ローレンツ分布に基づく最尤推定は、最小2乗法よりもロバストであることが知られている。図7にローレンツ分布と正規分布を比較した図を示す。ローレンツ分布は有理多項式関数であり、裾野が広いので、大きな誤差を持つ異常値も確率的に許容する。

ローレンツ分布では、 $\rho(r)$ と w_i は以下の式で与えられる。

$$\begin{aligned} \rho(r) &= \log(1 + r^2/2) \\ w(r) &= \frac{r}{1 + r^2} \end{aligned} \quad (11)$$

残差 r と重さ w の関係を図6(b)に示す。ローレンツ分布では、残差 r が1よりも大きくなると重さ w が減衰していくため、残差が著しく大きい異常値は曲面推定にほとんど影響を及ぼさない。

ローレンツ分布に基づく曲面推定は、式(5)(7)(11)を用いて、式(2)を以下のように変更して解けばよい。

$$\arg \min_a \left[\sum_{i=1}^N \log \left(1 + \frac{S(m_i; a)^2}{2\sigma_i^2} \right) \chi(l(p_i - q)) \right] \quad (12)$$

この式に基づいて行われる平滑化は、従来手法のMLSによる平滑化よりも異常値に対してロバストとなる。ここで、 χ は式(3)で

定義される関数で、残差の大きさとは関係なく、2次多項式曲面を局所的に当てはめるために、点 x に近い点ほど相対的に大きな重みを与えるために用いている。なお、ここでは関数 χ において、図 5(c) に示した $h = 4\sigma_d$ を用いた。

3.4 Tukey のバイウエイト推定法

ローレンツ分布に基づく曲面推定では、確率密度関数を仮定して重み関数 w を導出した。一方で、残差 r が大きいときに重みが小さくなる関数 $w(r)$ を直接設計することで、ロバスト推定を実現する方法も知られている。この場合、対応する確率密度関数は算出可能であるが、よく知られた確率分布とは異なったものになる。

Tukey のバイウエイト推定法と呼ばれる方法では、重み関数 $w_i(r)$ を以下のように定義する。

$$w_i(r) = \begin{cases} r(1-r^2/c^2)^2 & |r| < c \\ 0 & |r| > c \end{cases} \quad (13)$$

この重み関数は、残差が $c/2$ を超えると減衰し始め、残差が c を超える点は重みが 0 となり曲面推定の計算から除外される。 c の値としては、誤差が正規分布に従うことが期待される場合には、 $c = 6$ が用いられる⁴⁾。そのときのグラフを図 6(c) に示す。この場合、 6σ (シックス・シグマ) を超える誤差は重みが 0 となり、異常値に対してロバストな曲面推定が可能となる。ちなみに、正規分布においては偶然に 6σ を越える確率は 100 万分の 3.4 である。

Tukey のバイウエイト推定法に基づく曲面推定では、上記の重み関数 $w_i(r)$ を用いて、以下の式を解いて計算を行う。

$$\sum_{i=0}^N \left(w_i(r_i) \frac{\partial S}{\partial a_k} (m_i) \cdot \frac{\chi(|p_i - q|)}{\sigma} \right) = 0 \quad (14)$$

関数 χ は式(13)と同じ関数である。この式も異常値に対してロバストで、局所的な曲面当てはめを考慮したものとなっている。

3.5 非線形最適化の計算と実装

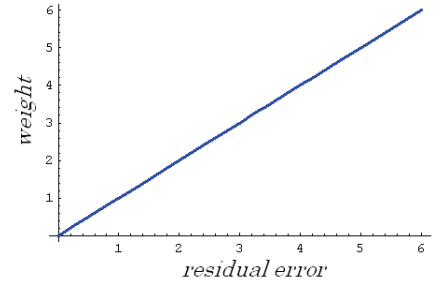
式(2)(12)(14)の計算では、式(1)の2次多項式曲面の係数 $a = \{a_k\}$ ($k=1, \dots, 6$) に関する非線形方程式を解く必要がある。この計算は、残差 r が充分小さいと仮定することで、ガウスニュートン法で解くことができる。ガウスニュートン法では2階微分の項を無視できるため、高速な計算が可能となる⁵⁾。

非線形方程式の初期値としては、2次多項式曲面の当てはめを線形手法で計算することで計算した。また式(12)(14)に現れる標準偏差 σ は初期値における残差から計算し、繰り返し計算で曲面式が更新される度に σ の値も更新した。

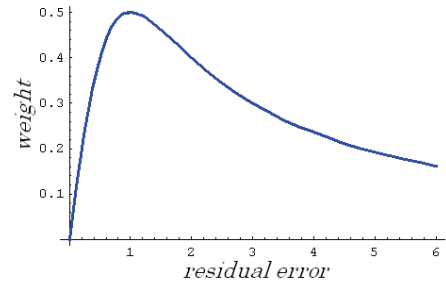
計算の終了条件は、曲面パラメータ a の変化量が充分小さくなることを判定して行い、収束せずに定められた繰り返し数に達した場合には計算を打ち切った。規定の繰り返し数で収束しないか、もしくは、平滑化による点の移動量が閾値を越えた場合には、収束計算に失敗したと見做し、その計測点を放棄した。

平滑化において最も時間がかかるのは、非線形方程式の計算である。この計算では、ある点を平滑化するために、その近傍点を求め、2次曲面当てはめの計算を行う。これらの計算は互いに影響することがないため、複数の点で並列に行うことが可能である。実装においては openMP を用いて計算を並列化した。

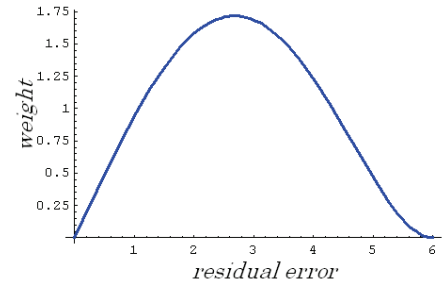
Single Core, Dual Core, Quad Core の CPU を用いて並列計算を行ったところ、コア数にほぼ比例した計算速度が実現できている。



(a) Weight function of least-squares (MLS)



(b) Weight function of Lorentzian estimation



(c) Weight function of Tukey's biweight

Fig.6 Weight functions for surface estimation

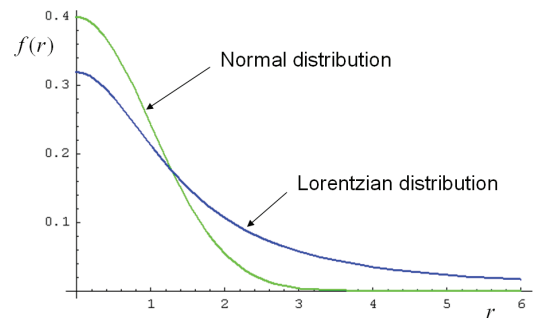


Fig.7 Probability density functions

4. 評価実験

異常値に対してロバストな曲面推定法として、ローレンツ分布に基づく推定法と、Tukey のバイウエイト推定法の二つを示した。図 2 に示すプラント施設から計測された点群データに対してこれらの手法を適用し、その効果を評価する。点群は近傍点を効率よく得るためにメッシュモデルに変換した後、150 個の近傍点を取得して平滑化处理を適用した。

図 8 に平滑化の結果を示す。比較のため、従来手法の MLS の結果も示す。これらの例では同一の関数 χ を用いている。このデータは、図 8(a) に示すように大きな誤差が乗っており、異

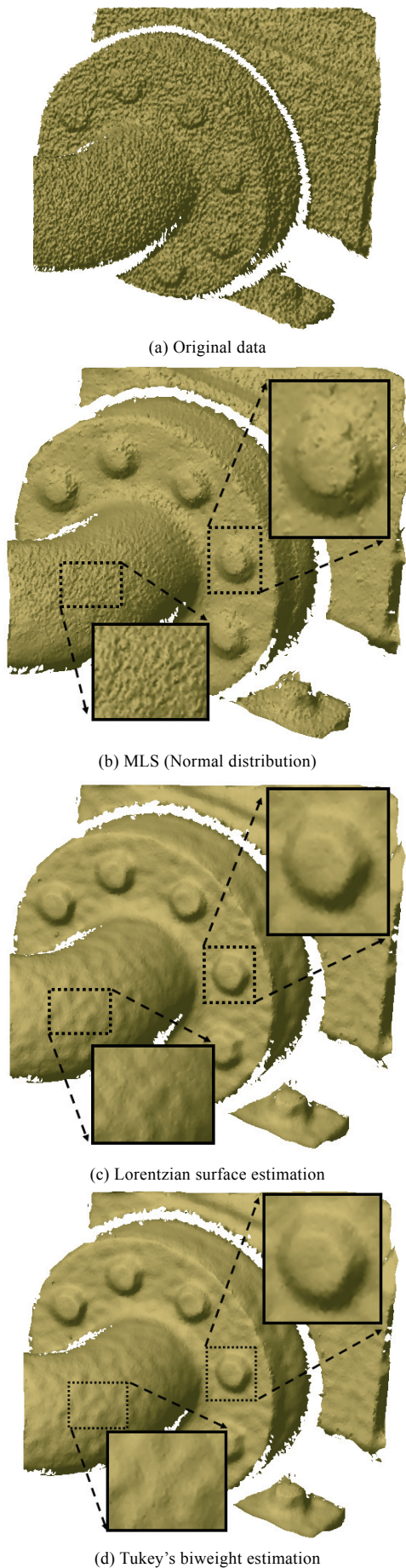


Fig.8 Results of smoothing

Table 1 Performance

	points/sec
MLS	2143
Lorentzian estimation	1150
Tukey's biweight	1654

常値が多数含まれている。図 8(b) は従来手法の MLS を用いて平滑化したもので、角の欠落や不自然な凹凸が生じている。図 8(c)(d) はそれぞれローレンツ分布を用いた平滑化と Tukey のバイウエイト推定法を用いた平滑化である。いずれの場合も、図から明かなように、従来法に比べて著しく良好な結果が得られている。これらのことから、異常値の混入が避けられない点群データでは、ロバスト推定に基づく平滑化が有効であるといえる。

平滑化に要した時間については、比較のため単一の CPU Core を用いて計測した。CPU は、Intel Core2 Duo 1.40GHz である。

表 1 に、三通りの平滑化法が、1 秒当たり何個の点を処理できたかを示す。この結果から、ローレンツ分布を用いた平滑化法は、Tukey のバイウエイトを用いた平滑化法に比べて、約 1.4 倍の計算時間を要することがわかる。図 8(c)(d) より、両者に明確な品質の差がないことを考えると、計算効率の点から Tukey のバイウエイトを用いた平滑化が優れているといえる。

一方、従来手法の MLS と比較すると、ローレンツ分布を用いた平滑化法で従来法の 1.9 倍、Tukey のバイウエイトを用いた平滑化法で 1.3 倍の計算時間がかかっている。今後の課題として、ロバスト推定に基づく平滑化手法の高速化を考えていく必要があると考えている。

5. 結 言

大規模な生産設備やプラント施設から点群データを取得するためには位相差方式のレーザスキャナが有効であるが、計測データに多くの異常値が含まれる。本研究では、計測した点群データに異常値が存在しても安定して機能する平滑化法について述べ、以下の結論を得た。

- (1) 残差の確率密度関数をローレンツ分布と仮定してロバストな曲面推定を行う平滑化法を示し、その有効性を示した。
- (2) Tukey のバイウエイト推定法に基づくロバストな平滑化法を示し、その有効性を示した。
- (3) ローレンツ分布に基づく平滑化法と Tukey のバイウエイト推定に基づく平滑化法は品質の点では同等であるが、計算効率の観点から後者の方が優れていることを示した。

参 考 文 献

- 1) Technical Data IMAGER, <http://www.zf-laser.com>, Zoller-Fröhlich
- 2) T. Weyrich, M. Pauly, R. Keiser, S. Heinzle, S. Scandella, M. Gross: Post Processing of Scanned 3D Surface Data, Proc. of Eurographics Symposium on Point-Based Graphics (2004) 85.
- 3) D. Levin.: Mesh-Independent Surface Interpolation, Geometric Modeling for Scientific Visualization (2003) 37.
- 4) W.H. Press, S.A. Teukolsky, W.T. Vetterling, B.P. Flannery: Numerical Recipes in C, 技術評論社 (1993) 483.
- 5) Nocedal, J.; Wright, S.,J.: Numerical Optimization, Second Edition. Springer (2006) 254.