

# 大規模距離画像の並列統合手法の効率化とその評価

浜崎 佑樹\*, 岡本 泰英\*\*, 大石 岳史\*\*\*, 池内 克史\*\*\*

\*東京大学 情報理工学系研究科 電子情報学専攻, \*\*東京大学 情報理工学系研究科 コンピュータ科学専攻, \*\*\*東京大学大学院 情報学環

## 概要

近年, レーザレンジセンサを用いた 3 次元モデル化に関する研究が広く行われている. しかし非常に大規模な距離画像を統合するためには, 計算時間やメモリ使用量の面で残された課題も多い. そこで本稿では並列探索のためのデータ構造である Grid kd-tree を用いて, 実際の大規模距離画像を PC クラスタ上で統合実験を行い, これを評価する. また対象が大規模であると精度や特性の異なる複数のセンサを用いる必要がある. そこで, それぞれのセンサの信頼度を考慮して効率的に統合する方法についても検討する.

## Evaluation and Streamlining of Parallel Merging of Large Set of Range Images

Yuki Hamazaki\*, Yasuhide Okamoto\*\*, Takeshi Oishi\*\*\*, Katsushi Ikeuchi\*\*\*

\*Department of Information and Communication Engineering, Graduate School of Information Science and Technology, \*\*Department of Computer Science, Graduate School of Information Science and Technology, \*\*\*Graduate School of Interdisciplinary Information Studies, The Univ. of Tokyo

## Abstract

Recently, researches on generating 3D models using laser range sensors are becoming widespread. Although, it is still difficult to merge large amount of range images due to the computational effort and the limitation of memory space. In this paper, we implemented Grid kd-tree, the data structure designed for parallel processing, and experimented under PC cluster with large amount of range images. On the other hand, when target objects are so big, we have to use many kinds of sensors with different accuracy or features. Therefore, we investigate the method of integration using confidence of sensors.

## 1. はじめに

近年, レーザレンジセンサの発達にともない物体形状のモデル化に関する研究が盛んに行われている [1] [2]. レーザレンジセンサは非接触かつ高精度であるため様々な分野での応用が期待さ

れており, 特に文化遺産を対象としたデジタルアーカイブの分野では, これらの技術が広く利用されるようになってきている.

レーザレンジセンサを用いた物体形状のモデリングは大きく分けて以下の 3 ステップで行わ

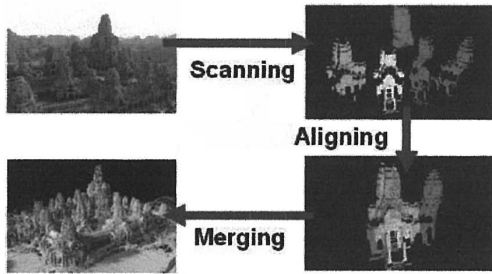


図 1 3次元モデル生成の手順

れる(図 1).

- 1) 距離画像の取得
- 2) 距離画像の位置合わせ
- 3) 距離画像の統合

まず、レーザレンジセンサによって物体の表面形状を取得する。一般的にレーザレンジセンサの計測範囲はセンサから観測できる範囲に限られているため、完全な 3 次元モデルを構築するためには様々な視点から対象を複数回計測する必要がある。次に、これら複数の視点から計測された距離画像の位置合わせを行う。各々の距離画像はそれぞれ異なる座標系で記録されているため、同一の座標系に変換する必要がある。そして最後に位置合わせされた距離画像を一元化し、統合された 3 次元メッシュモデルを生成する。

これまでに大規模データの位置合わせについては様々な手法が提案されており [3], [4], 現実的な計算時間での処理が可能になっている。しかし統合に関しては、現実的な計算時間とロバスト性を兼ね備えた手法が確立されているとは言いがたい。

距離画像の統合手法では Curless らによって提案されたボリユームトリックな手法が広く知られている [5]。この手法では符号付距離場という中間表現を用いて距離画像の統合を実現している。しかし符号付距離の計算に視線方向の距離を採用しているためノイズに弱いという問題がある。Wheeler らはこれに対し合致表面法という手法を提案している [6]。この手法は符号付距離の計算の際に、距離画像間の整合性を取ることで効率的にノイズを除去している。そのた

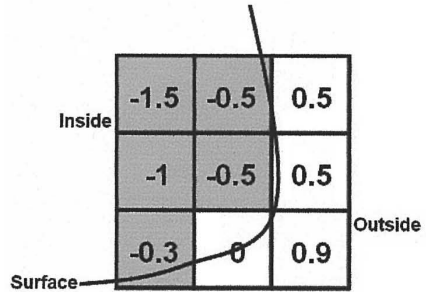


図 2 物体表面と符号付距離場

めノイズにロバストである反面、計算量が大きいという問題がある。そこで佐川らは合致表面法をベースとして PC クラスタを用いた並列化手法を提案している [7]。この手法は、並列化によって計算時間の大幅な削減を実現している。しかし、基本アルゴリズムの計算量はそのままであるため、多数の距離画像を処理する場合には膨大な計算時間が必要となる。

中尾らはこの計算時間の問題を解決するために、効率的なデータ構造である Grid kd-tree を提案している [8]。このデータ構造は、統合の際の計算で一度に必要となる各距離画像が局所的であることを利用し、符号付距離場の計算における最近傍点探索の効率を高めることができ、計算時間とメモリの使用量を大幅に減少させることができる。従来のデータ構造との比較は既に [8] でなされているが、実際の運用を考えた場合の評価としては、用いたデータ量等の観点から不十分であると言える。そこで、本稿では PC クラスタを用いて実際の大規模距離画像の統合実験を行う。

対象が大規模であると精度や特性の異なる複数のセンサを用いる必要がある。Grid kd-tree では全ての距離画像を等しく取り扱っていたため、無駄が生じてしまっていた。そこで、それぞれのセンサの信頼度の情報をもとに Grid kd-tree を拡張した Multi-level Grid kd-tree を提案する。また、センサの信頼度を用いて均整の取れたデータを生成する統合手法も提案する。

## 2. 並列統合手法

本章ではまずボリューム表現を用いた統合手法について述べ、そして PC クラスタ上を用いた並列処理への拡張について述べる。統合処理の入力としては、対象物を複数視点から計測し位置合わせを施した距離画像群を想定する。

### 2.1 符号付距離場

本稿で用いる手法はボリューム表現を用いた統合手法であり、中間表現として符号付距離場を用いる。符号付距離場では、空間を格子状に区切ったボクセルに対して、各ボクセルの中心から物体表面までの最も近い点までの符号付距離を割り当てる(図 2)。生成された符号付距離場は、最終的にマーチングキューブ法[9]などを用いて一元化されたメッシュモデルに変換される。

符号付距離場を求める際に、ボクセルの中心から距離画像群の最近傍点までの符号付距離を用いる場合、距離画像の計測誤差による符号付距離の誤推定が問題となる。例えば、誤差が大きいデータがボクセル中心付近にある場合、本来の表面形状よりも距離が小さく推定され、符号も誤って計算される可能性がある。この場合、0 等値面が大きく変化するため統合結果と実際の形状が異なってしまう。

### 2.2 合致表面法

符号付距離場のノイズに対する脆弱性を回避するために、Wheeler らは合致表面法を提案している。この手法では、各々の距離画像におけるボクセルへの最近傍点を相互に比較し、各距離画像の最近傍点と同じ表面を表しているかどうかを評価することで、ノイズによる外れ値の除外を行う(図 3)。

同一平面か否かを判定する具体的な計算は以下のように行う。まず、ボクセル中心  $x$  から距離画像  $T_0$  の最近傍点  $p_0$  を探索する。次に最近傍点  $p_0$  から他の距離画像  $T_1, T_2, \dots$  の最近傍点  $p_1,$

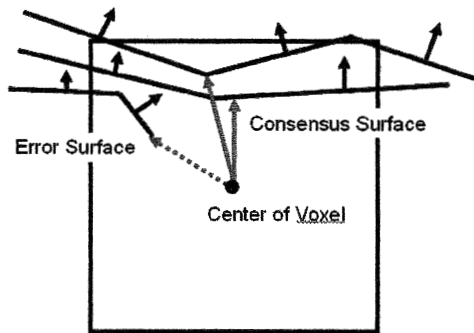


図 3 合致表面法

$p_2, \dots$  を計算する。このとき各々同上の位置が近く、かつその法線方向  $n_1, n_2, \dots$  が類似している場合に、同一の平面を表しているとみなす。距離画像が 2 つの場合、以下の式で定義する。

$$\text{SameSurface}((p_0, n_0), (p_1, n_1)) = \begin{cases} \text{True} & (\|p_0 - p_1\| \leq \delta_d) \wedge (n_0 \cdot n_1 \geq \cos \theta_n) \\ \text{False} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 $\delta_d$  は距離の閾値、 $\theta_n$  は法線方向の差の閾値である。この条件を満たした距離画像の表面部分を合致表面(consensus surface)と呼ぶ。この合致表面に属する距離画像群の中で信頼度をもとにした重み付き平均を取得する。距離画像が 2 つよりも多い場合は、さらに  $T_1, T_2, \dots$  を中心として同様の処理を行う。そして各中心距離画像得られた符号付距離の中で最小の距離を持つものを当該ボクセルの符号付距離として保存する。

合致表面法を用いることにより、端点などのノイズの影響が大きい点を除外することが可能となり、ロバストな符号付距離場の生成が可能となる。合致表面法を適用した様子を図 3 に示す。円に囲まれた部分が合致表面であり、符号付距離はこの表面に属する距離画像から計算される。

### 2.3 PC クラスタを用いた並列演算

合致表面法は大規模な距離画像に対して適用

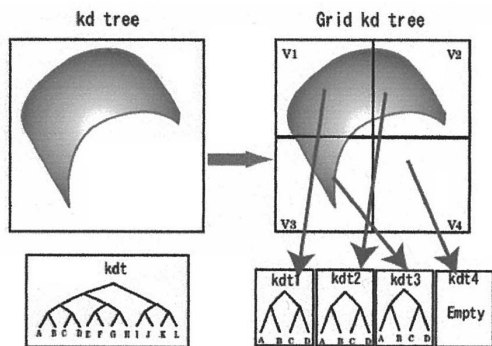


図4 Grid kd-tree による kd-tree の分割

する場合、計算時間が膨大になってしまうという問題がある。それに対して佐川らは PC クラスタを用いた並列演算による手法を提案している[7]。この手法は PC クラスタを用いて距離画像の分散配置と並列処理を行い、大規模距離画像群の統合処理における計算量と最大メモリ消費量を抑える手法である。

合致表面法を用いてあるボクセルに蓄えられる符号付距離を計算するには、すべての観測で得られた距離画像上の点とそのボクセルの中心との距離を求め、最も近い距離を選択する必要がある。そこで、この手法ではまず距離画像を分散配置して、その上で各クライアント PC がそれぞれ保持しているデータの中から最近傍点探索を行い、各 PC の探索終了後にそれらと比較して、データ全体での最近傍点を求める手法を用いている。

また各ボクセル内での計算は、同時に分割された他ボクセルの計算とは独立したものであるため、分割したボクセルの計算を各クライアント PC 上で並列に計算させることが可能となる。

この並列化手法はすべての距離画像をメモリ上に展開する必要があるため、データ読み込みのコストが高くなるほか、ボクセルごとにすべての距離画像を参照するため、該当ボクセルの計算に必ずしも必要ではない距離画像の探索も行われるため、計算時間に大きな損失が生まれると考えられる。

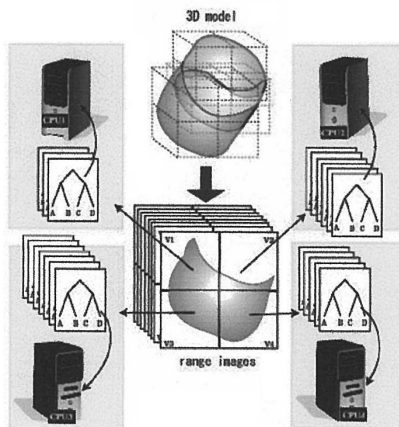


図5 Grid kd-tree の分配

### 3. センサ特性に基づく統合

大規模な対象物の 3 次元モデルを生成する場合、様々なセンサを用いて得られた距離画像を取り扱うことになる。本章では、このセンサの情報を信頼度としてデータ構造や統合処理に導入する。

前章で述べた問題を解決するため、中尾らは kd-tree を拡張し、PC クラスタを用いた符号付距離場の計算量の削減とメモリ使用量の抑制を可能とするようなデータ構造である Grid kd-tree を提案している[8]。本稿では、この Grid kd-tree を拡張し、センサの信頼度を導入した Multi-level Grid kd-tree を提案する。また、統合処理に信頼度を導入することで、均整の取れた 3 次元モデルの生成方法についても述べる。

#### 3.1 kd-tree

kd-tree とは、多次元ベクトルを 2 分木に格納するためのデータ構造である。kd-tree の作成は以下のようにして行われる。まず空間に対して再帰的な分割を施すことで、それぞれの分割空間をノードとする木構造を作成する。この再帰的な空間の分割は、分割空間内に含まれる頂点数が予め決められた閾値以下になるまで行う。そして最終的にできた分割空間に含まれる頂点を木構造の

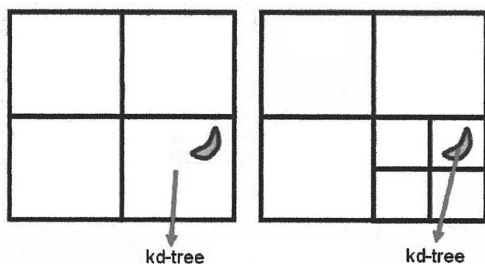


図6 左: Grid kd-tree 右: Multi-level Grid kd-tree

葉ノードに保持する。その結果、葉ノードにはその分割空間に属する点群データが、中間ノードには子ノードの位置を示すポイントが保持された木構造が作成される。距離画像の場合、頂点のみでなく頂点間の接続情報も葉ノードに記録することとする。

この木を用いて最近傍点探索を行うには、まず入力された頂点の座標からインデックスを比較して木を探索し、点が存在する空間がどこにあるかを探す。葉にたどり着いたらそこに含まれている点の中で全点探索を行う。単純に全点探索を行う場合の計算量が  $O(n)$  となるとき、この手法における計算量は、木の深さが  $\log(n)$  になるとすると  $O(\log(n))$  となる。

### 3.2 Grid kd-tree

Grid kd-tree とは、距離画像群を各クラスタに渡す部分モデル空間で分割し、それに対応した kd-tree を生成する、PC クラスタ上での最近傍点探索を効率的に行うためのデータ構造である(図4, 図5)。この Grid kd-tree データ構造の作成手順を以下に示す。

- 1) クライアントに渡される部分モデル空間に応じて距離画像を格子状に分割する
- 2) 分割された各々の距離画像の kd-tree を独立に作成する
- 3) 各部分空間に対応する kd-tree を割り当てる

これによりモデル空間を分割した部分空間それぞれに kd-tree が割り当てられたデータ構造が作成される。ファイル構造としては、分割された

kd-tree の 3 次元空間上の位置とファイル上の位置を記録したヘッダ部と、分割された kd-tree が連続して登録されるデータ部で構成される。

ボクセル幅が  $W$  であり、得られる符号付距離の絶対値  $d$  が、

$$\frac{W}{2} < d < \frac{\sqrt{3}}{2}W \quad (2)$$

を満たす場合、最近傍点がボクセルの外にある可能性がある。このため、ボクセルの大きさに等しく距離画像を分割する場合、境界上のボクセルでは正確な符号付距離を得ることが出来ないという問題がある。

中尾らはこの問題に対して、距離画像を分割する境界をボクセルの大きさに対して拡張する処理を行っている。符号付距離場は八分木を用いて定義されているので、最終的に符号付距離場からメッシュ変換する場合に必要なのは最深部のボクセルのみであり、途中の分割段階においてはその内部に点が含まれるかどうかを判断すればよい。このため、最深ボクセルの幅を  $w'$  とすると、距離画像分割の拡張幅は  $\sqrt{3}w'$  ということになる。また合致表面法を用いるため、センサの誤差  $\varepsilon$  の 2 倍の拡張幅も必要となる。これは合致表面法が最近傍点探索を 2 回行うためである。この拡張幅は前述の  $w'$  による拡張幅に比べて十分大きいと考えることが出来る。そのため拡張幅として  $2\varepsilon$  を設定することができる。

### 3.3 Multi-level Grid kd-tree

Grid kd-tree では全ての距離画像において分割深度が同じである。しかしながら、精度の高いセンサによって得られた距離画像と、そうでない距離画像の分割深度を同じにするのは無駄が多い。そこでセンサの信頼度によって分割深度を変えることで、処理時間の短縮を目指す。また Grid kd-tree は空間に対して分割を行っているため、分割深度を上げた場合、データが存在しない部位まで細かく分割されてしまうという特徴がある。距離画像はその特性上、全体の空間に対してほん

の一部分に存在することが多いため無駄が生じてしまう。そこで、一度全ての距離画像をある分割深度で分割し、データの存在する部分空間についてのみ信頼度に基づいた分割深度で再分割を行う Multi-level Grid-kdtree を提案する(図6)。

Multi-level Grid kd-tree は、Grid kd-tree と同様に空間を分割することでデータが存在する部分と存在しない部分を分けることができるのに加えて、データが存在する部分について kd-tree を生成するのではなく、Grid kd-tree を生成することになる。またその分割深度はセンサの信頼度によって定めるため、より適応的なデータ分割が行える。

### 3.4 信頼度つき統合手法

統合によって物体表面を生成する際、高精度のセンサを用いて取得した形状を優先的に利用し、無い場合のみ精度の低いセンサによるデータを利用することで、より均整の取れた3次元モデルを作成することができると考えられる。そこで符号付距離場の計算においてセンサの信頼度を考慮する統合手法を提案する。

本稿では次のように符号付距離場の計算に信頼度を導入する。あるボクセル  $a$  の最近傍点候補群  $p[j]$  とその信頼度  $c[j]$  が与えられた場合を考える。  $p[k]$  に関する符号付距離を求める際に、  $p[k]$  の周辺の点  $q_k[j]$  とその信頼度  $c_k[j]$  を計算する ( $q_k[j]: p[k]$  との距離、法線角がある閾値内の点)。このとき、  $p[k]$  における符号付距離を

$$d[k] = \frac{\sum_j c_k[j] q_k[j]}{\sum_j c_k[j]} \quad (3)$$

とする。こうして求めた  $d[j]$  のうち、

$$d[k] \leq t_1 \quad (4.1)$$

$$c[k] \leq t_2 \quad (4.2)$$

( $t_1, t_2$ : 閾値) を満たす  $d[k]$  のうちで最小のものを  $a$  の符号付距離とする。条件を満たす  $d[k]$

が存在しない場合は、  $d[k]$  が見つかるまで式 4.2, 式 4.1 の順に条件を除去する。

式 4.2 の条件により精度の高いセンサによるデータを優先化させ、式 3, 式 4.2 の条件によりその中でもより精度の高いデータを選んでいる。

## 4. 実験と評価

### 4.1 実験環境

実験は HA8000 クラスタシステムを利用して行った。各ノードはクアッドコアプロセッサ AMD Quad-Core Opteron 8356 (2.3GHz) を4個、すなわち16コアのCPUを搭載している。メモリ容量は1ノードあたり32GBとなっている。

### 4.2 Grid kd-tree の並列化評価

今回実験に用いたデータは2235枚の距離画像からなる26.2GBのデータである。分割深度 (divideddepth), 最終的に出力されるメッシュの細かさ (maxdepth), 並列ノード数 (number of machine) を変えて統合を行った。その処理時間をグラフにしたのが図7~10である。図8, 図10は各分割深度に対して、並列ノード数が8の時の1とした時の計算速度の比率である。

図7, 図9から並列ノード数が32で分割深度が5の時の最も効率が良いことが分かる。並列ノード数に関しては、図8を見るとどの分割深度に関しても並列ノード数32以降が横ばいになっている。これはネットワーク通信量が増えてしまうからであると考えられる。同様に分割深度を大きくすることによっても、ネットワーク通信量が増える。また、3.5で述べた境界の拡張によりデータ量も増えているため、符号付距離の処理時間も増えてしまう。その代わりに、一つ一つの部分モデル空間に含まれる頂点数と画像枚数は減少するため、用いたデータセットによって最適な分割深度は変わってくる。

分割深度4で並列ノード数64と分割深度5で並列ノード数8とでは1ノードあたりが扱う部

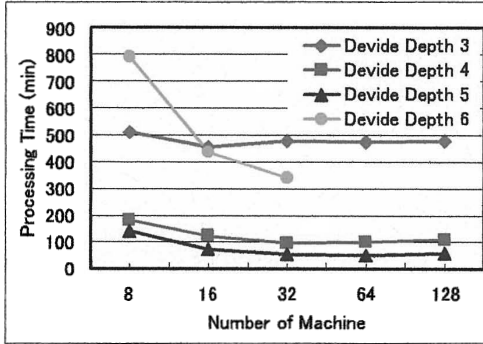


図 7 処理時間(maxdepth 10)

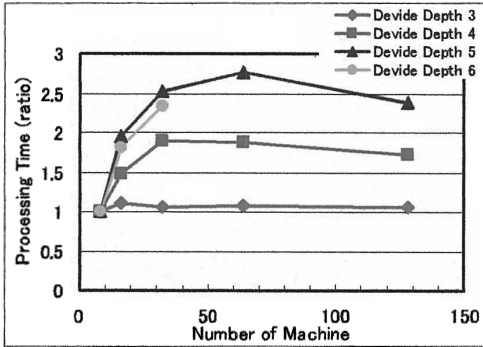


図 8 処理時間の比率(maxdepth 10)

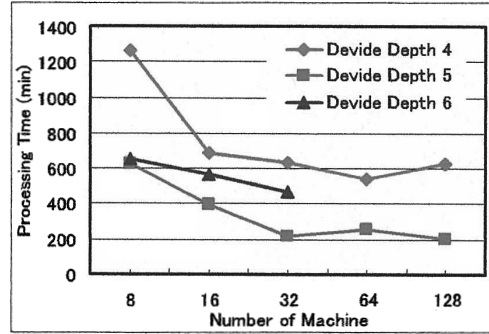


図 9 処理時間(maxdepth 12)

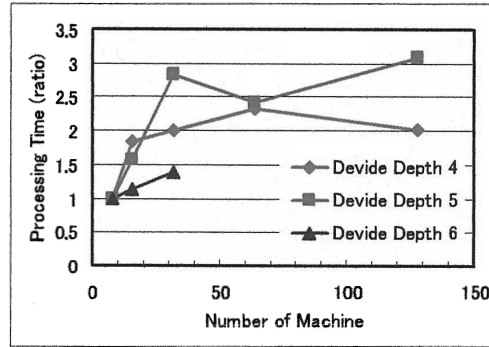


図 10 処理時間の比率(maxdepth 12)

分モデル空間の枚数は変わらないはずであるが、処理時間は前者の方が短い。他の点についても同様のことが言える。これは並列ノード数を上げるよりも、分割深度を上げることによって増えるネットワーク通信量の方がはるかに大きいことを意味する。また図 8 を見ても分かるように、並列ノードと計算速度向上の比率に対する傾向はどの分割深度においても同じである。したがって、最適な並列ノード数を決め、その並列ノード数での最適な分割深度を決めればよいということになる。

### 4.3 信頼度つき統合手法の評価

3.4 に基づき、信頼度つき統合手法の実験を行った。その結果が図 11, 図 12 である。この実験で用いた距離画像は 6 枚であり、そのうちの 1 枚は FLRS[10]によって得られたものである。FLRS は大きな建造物の上部など、高い位置にあ

る形状を取得することができるが、他のセンサに比べて精度が低いという特徴がある。したがってこの実験では FLRS によって得られた距離画像のみ信頼度を低く設定して統合を行った。FLRS のデータが、他のデータが存在しない箇所うまく用いられていることが分かる。

## 5. 結論

本稿では、大規模な距離画像の統合に関して、実用的観点から実際に統合する場合を想定した実験と考察を行った。その結果、Grid kd-tree は大規模な距離画像の統合に対して実用的であることが分かった。最適な分割深度を実際に求める方法は未だ模索中であるが、並列ノード数とは切り離して考えることができるという指針を得ることができた。

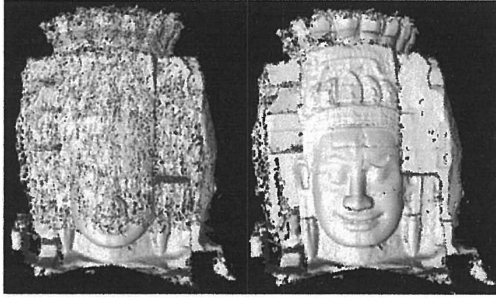


図 11 左：信頼度なし 右：信頼度あり

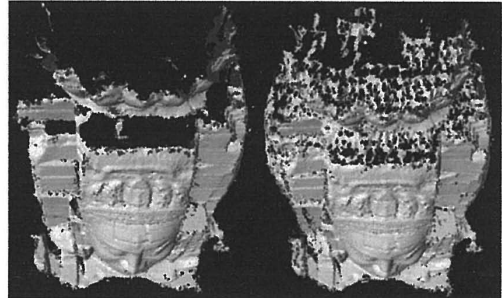


図 12 左：FLRS データなし 右：FLRS データあり

また、複数のセンサによって得られた距離画像を統合するために、新たなデータ構造と統合手法を提案した。信頼度つき統合手法については、簡単な実験を行い、視覚的な比較を行った。

今後は Multi-level Grid kd-tree を実装し、評価を行う予定である。また Grid kd-tree に関して引き続き実験を行い、最適な分割深度を定める方法を見つける必要がある。これは信頼度についても同様で、Multi-level Grid kd-tree や信頼度つき統合手法について、センサの精度から適応的に信頼度を定める方法も必要である。

## 参考文献

- [1] M. Levoy et al. "The Digital Michelangelo Project," In Proc. SIGGRAPH 2000, pages 131-144, 2000.
- [2] K. Ikeuchi and D. Miyazaki, "Digitally Archiving Cultural Heritage Objects," Springer, New York, USA, 2008.
- [3] K. Pulli, Multiview registration for large data sets, In Proc. 2nd International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, IEEE, pp. 160-168, 1999.
- [4] T. Oishi, A. Nakazawa, R. Kurazume and K. Ikeuchi, "Fast Simultaneous Alignment of Multiple Range Images using Index Images," Proc. The 5th International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling (3DIM 2005), pp. 476-483, 2005.
- [5] B. Curless and M. Levoy, "A Volumetric method for building complex models from

range images," in Proc. SIGGRAPH' 96. ACM, pp. 303-312, 1996.

- [6] M. Wheeler, Y. Sato and K. Ikeuchi, "Consensus surfaces for modeling 3d objects from multiple range images," In Proc. International Conference on Computer Vision, January 1998.

- [7] R. Sagawa, K. Nishino, K. Ikeuchi, "Adaptively Merging Large-Scale Range Data with Reflectance Properties," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.27, no.3, pp. 392-405, March, 2005.

- [8] 中尾一貴, 岡本泰英, 大石岳史, 池内克史, "PC クラスタを用いた大規模距離画像の並列統合手法," 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2008), IS4-40, pp.1370-1375, 2008.

- [9] C. Rocchini, P. Cignoni, F. Ganovelli, C. Montani, P. Pinci, R. Scopigno, "The Marching Intersections algorithm for merging range images," The Visual Computer: International Journal of Computer Graphics, pp. 149-164, 2004.

- [10] A. Banno, K. Ikeuchi, "Shape Recovery of 3D Data Obtained from a Moving Range Sensor by Using Image Sequences," Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV2005), October 2005