

大規模観測対象のための幾何形状および光学情報統合システム

佐川立昌[†] 西野恒[‡]
倉爪亮^{††} 池内克史[†]

我々は日本および世界の貴重な文化遺産を 3 次元計測装置やデジタルカメラによって計測し、デジタルデータとして保存する研究を行っている。これまでに計測を行った文化遺産の中には大規模でかつ形状が複雑なものも多く含まれ、そのモデリングには膨大なデータ量を扱う必要がある。そこで本論文では測定された膨大な幾何、光学情報を効率的に統合する枠組みを提案する。まず、幾何情報と光学情報を同時に統合する光学情報付き合致表面法を提案する。次に、大量のデータを扱うために、1. PC クラスタを用いた並列計算、2. データに応じた適応的な解像度制御による統合処理、という 2 つのアプローチによる手法を提案する。

Geometric and Photometric Integration System for Large Objects

RYUSUKE SAGAWA,[†] KO NISHINO,[‡] RYO KURAZUME^{††}
and KATSUSHI IKEUCHI[†]

In this paper, we consider the geometric and photometric modeling of large-scale and intricately shaped objects, such as cultural heritage objects. When modeling a large-scale and intricately shaped object, a huge amount of data is required to model the object. We would like to propose two approaches to handling this amount of data: the parallel processing of merging range images and the adaptive algorithm of merging range images. First, we developed a parallel computation algorithm using a PC cluster which consists of two components, the distributed allocation of range images to multiple PCs, and the parallel traversal of subtrees of octree. Second, we constructed a merged model in adaptive resolution according to the geometric and photometric attributes of range images for efficient use of computational resources. Moreover, we propose a novel method to construct a 3D model with an appearance by taking a consensus of the appearance changes of the target object from multiple range images.

1. はじめに

近年、歴史的建造物など大規模な文化遺産に対し、現在の見えや形状を計測して電子的に保存する研究がさかに行われるようになってきている。これらの大規模観測対象の幾何形状の取得には、対象表面の 3 次元座標値を計測できるステレオ視や光投影型距離計測法、レーザレンジファインダといった距離計測システムが用いられる。しかし、これらの距離計測システムでは特定の視点から距離画像を計測するために、得られた 1 枚の距離画像には対象の部分的な表面しか含ま

れない。したがって、観測対象全体の幾何モデルを生成するには複数の距離画像を共通の座標系に変換する位置合わせ処理^{2),12),14)}と、1 つの幾何形状モデルに再構成する統合処理^{4),7),16)}が必要となる。しかし、対象物体の規模が大きくなればなるほど、取り扱うデータ量も計算量も膨大となり、特に位置合わせされた距離画像群の統合を行う際に、従来の手法では事実上処理が不可能になる場合がある。

そこで本論文では Wheeler らの手法^{15),16)}を基に、大規模なメモリ量、計算量が必要とされる複数の大規模な距離画像の統合において、PC クラスタを用いた並列統合法と 3 次元モデルを適切な細かさで生成する手法の 2 つの方法を提案する。まず、PC クラスタを用いた並列統合法では、Wheeler ら^{15),16)}の手法を拡張し、3 次元空間に設定したボクセルから距離画像までの符号付き距離 (signed distance) を PC クラスタを用いて並列に計算して陰表面関数を求め、同位面

[†] 東京大学生産技術研究所

Institute of Industrial Science, The University of Tokyo

^{††} 九州大学

Kyushu University

現在、コロンビア大学

Presently with Columbia University

(isosurface)を抽出する．同位面の抽出には, marching cubes algorithm⁹⁾(以下, MC)を利用する．MCについては, これまで並列に計算する研究が行われている^{1),10)}が, 我々は距離画像の統合においても符号付き距離を並列に計算するために, 1. 距離画像を各PCに分散して保持する, 2. octreeの部分木に分割して並列に探索する, という2つの要素からなる手法を開発した．

もう1つの拡張方法は3次元モデルを適切な解像度で生成する手法である．これはoctreeを用いてボクセルを分割する際に表面の曲率を考慮することにより, 曲率の高い部分ではモデルを細かいボクセルに分割し, 平面に近い部分では大きいボクセルで表現する．したがって, 生成された幾何モデルはより少ないポリゴン数で物体を表すことが可能になる．さらに光学的情報を考慮して, 光学的に変化の大きい部分では細かい3次元モデルを生成することも可能であり, これにより, たとえば2次元-3次元ロバスト位置姿勢推定法⁸⁾に利用する3次元エッジを平滑化することなく正確に抽出することができる．また本手法ではポリウム表現から三角形パッチを用いたメッシュモデルへの変換において, 異なる解像度のボクセルを扱うためにMCの拡張を行う．

また本論文では提案した統合処理法を距離画像取得時に得られる光学情報を同時に統合するように拡張する．これはWheelerらの手法が複数の幾何的データを統合する手法であったのに対し, 3次元物体認識やトラッキングなどに幾何形状モデルを利用する場合, 色や輝度値といった光学情報を持った3次元モデルを用いることができれば, 精度やロバスト性が向上することが期待できる．本手法はこのような光学情報を含む3次元モデルを構築するため, 画像取得時におけるノイズによる外れ値を除外するように複数の距離画像間で光学的情報の合致をとって距離画像を統合する．また, 固定された光源環境下における観測対象の見えの変化の少ない部分を抽出することにより, Lambertian反射特性を持つ3次元モデルも生成できる．

本論文の構成は以下ようになる．まず, 2章ではWheelerの統合アルゴリズムについて説明し, 3章では光学的情報を加えたモデリング手法を提案する．4章では統合処理の並列化手法について述べ, 5章では表面形状の曲率と光学的情報に基づいて適応的に解像度を制御し, モデルを生成する手法について説明する．提案した手法を実データに適用した実験結果を6章に示し, 7章に結論を述べる．

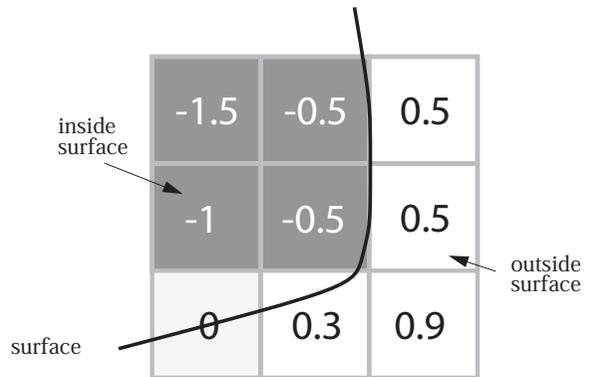


図1 各格子点における陰表面のサンプリングを用いた0同位面の補間

Fig. 1 Zero-crossing interpolation from the grid sampling of an implicit surface.

2. ポリウム表現を用いた距離画像の統合

本章ではまずWheelerによって提案された距離画像の統合手法を示す．この手法はすべての距離画像をポリウム表現を用いて表現する．これにはまず空間を格子状のボクセルに分割し, 各ボクセルに陰表面関数, すなわち, ボクセルの中心 x から最も近い物体の表面までの符号付き距離 $f(x)$ を格納する． $f(x)$ が正の場合, ボクセルは表面の外側にあることを表し, 負の場合には内側にあることを表す．これにより距離画像の統合問題は, 複数の距離画像から陰表面関数が与えられたときに, この関数が0となる同位面を抽出する問題となる(図1)．これを解くためにまず, 多くの表面形状データが与えられた場合に, $f(x)$ をロバストに計算するための手法である合致表面法を示す．

2.1 合致表面法

物体を様々な方向から観測した N 枚の距離画像が与えられたときに, 任意の点 x から符号付き距離 $f(x)$ を計算する手法として, Wheelerらは合致表面法(consensus surface algorithm)を提案した．図2では隣接する2つのボクセル(中心 x, x')があり, その間に3つの距離画像がある様子を示している．それぞれの距離画像は観測された3次元点とそれらを接続する三角形パッチから構成されており, 各パッチの法線ベクトルは物体の外側を向いている．まず最も単純な手法として, 陰関数の大きさ $|f(x)|$ をすべての距離画像のうちで最も近い距離画像までの距離と定義する場合を考える．図2では破線で示した x から距離画像へのベクトルの長さが $|f(x)|$ となり, その符号は最近傍点の法線ベクトルと比較することによって決定される(この場合 $f(x) < 0, f(x') < 0$)．最

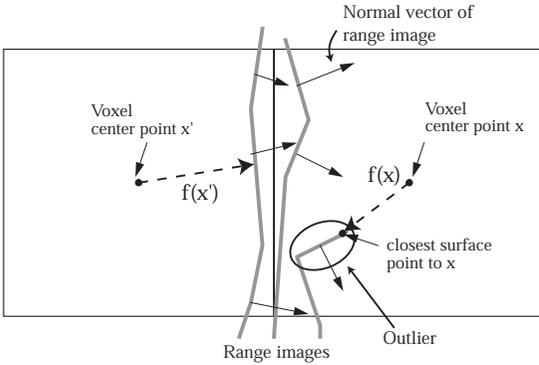


図 2 ノイズに敏感なアルゴリズム：誤差を含んだ三角形パッチによって符号付き距離の符号に影響を与える例

Fig. 2 Naive algorithm: An example of inferring the incorrect sign of a voxel's value, $f(x)$, due to a single noisy triangle.

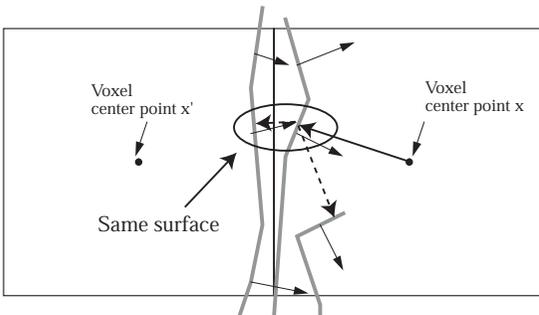


図 3 合致表面法：まずボクセル中心から最近傍点を探す（実線矢印）。次にその最近傍点から他の画像の最近傍点を探す（破線矢印）

Fig. 3 Consensus surface algorithm: First, we find the nearest neighbor point from the center of a voxel (the solid arrow). Second, we find the nearest neighbor points of other range images from it (the dotted arrows).

最近傍点の探索は、各距離画像のデータを格納した k-d tree⁶⁾ を用いて行うことができる。しかし、この定義では距離画像に誤差が含まれるときに誤った結果が得られる場合がある。たとえば図 2 では、 x から最も近い点として選ばれた点は測定誤差による外れ値の点となっている。したがって、ノイズによる法線の誤差から、 x が物体の内側にあると誤って判断されることになる。

これに対して合致表面法では、まずそれぞれの距離画像に対して最近傍点を別々に求め（図 3 実線矢印）、その最近傍点の周りに他の距離画像が存在しているかどうかを調べる（図 3 破線矢印）。最近傍点とその周囲の他の距離画像の位置と法線方向を比較して、その差があらかじめ設定した閾値以内であるならば、それらの距離画像は同じ表面を表していると見なす。すな

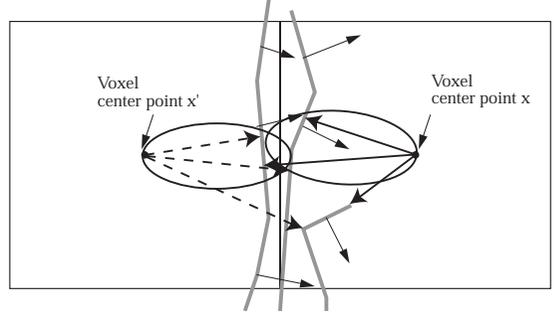


図 4 合致表面法：符号付き距離は円で囲まれた合致表面から選ばれる

Fig. 4 Consensus surface algorithm: The signed distance is chosen from the consensus surfaces inside the circle.

わち、最近傍点の位置、法線ベクトルを p_0, n_0 とし、最近傍点に最も近い、他の距離画像の点の位置、法線ベクトルを p_1, n_1 とすると、次の式を満たす場合に $\langle p_0, n_0 \rangle$ と $\langle p_1, n_1 \rangle$ は同じ表面を表していると見なす。

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

ここで、 δ_d は距離の差の閾値、 θ_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。それらの表面のうちで x から最も近いものを最終的な符号付き距離として計算する。これにより距離画像の外れ値は合致表面に含まれず、符号付き距離の計算から除外することが可能になる。

図 2 に対して合致表面を求めた結果を図 4 に示す。合致表面法ではそれぞれの 3 つの距離画像について 2 つのボクセルの中心 x, x' から最近傍点までの符号付き距離を計算し、最近傍点における合致度を計算する。その結果式 (1) を満たす、円で囲まれたそれぞれ 2 つの最近傍点が合致表面となり、最終的な符号付き距離はこれらの絶対値の小さいものが選択される。また残りの外れ値の部分で得られた最近傍点は合致表面に含まれず、符号付き距離計算から取り除かれる。

2.2 Octree を用いたボクセル分割

ボリューム表現で表面を表す場合、すべての領域で固定された大きさのボクセルを用いる⁴⁾ 代わりに、表面が存在する付近でのみ細かく分割されたボクセルを用いることでメモリ量が節約できる。そこで Wheeler の手法では octree を用いてボクセルを再帰的に分割する。すなわち各ボクセルで符号付き距離の大きさを調べ、その値が 0 付近のボクセルのみ最も細かい解像

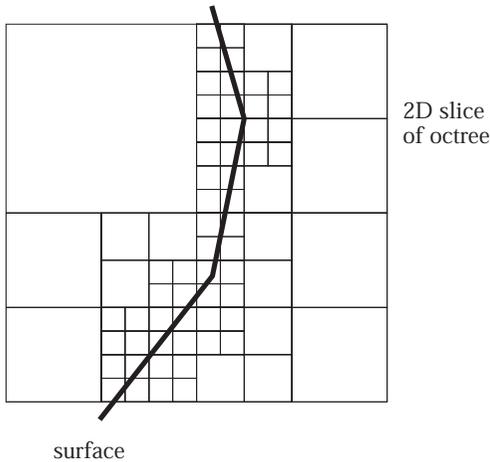


図5 空間を octree で分割した様子．表面付近では解像度が高く，その他の領域では低い

Fig. 5 A 2D slice of the octree splitting volume. The resolution is high around the surface and low elsewhere.

度まで分割する^{15),16)}．このとき表面を含むボクセルの解像度は等しいので(図5)，MC⁹⁾をそのまま適用可能することでメッシュモデルの表面形状を生成できる．

2.3 ポリウム表現を用いた距離画像統合アルゴリズム

以上をまとめると合致表面法の手順は以下のようになる．

- (1) 空間にすべての距離画像点を内包する十分大きなボクセルを設定する．
- (2) 注目しているボクセル中心から各距離画像に対して最近傍点を探索し，符号付き距離を計算する．
- (3) 各距離画像の最近傍点から，その他の距離画像の最も近い点を探索し，その距離と三角形パッチの法線方向を比較する(合致度の計算)．
- (4) 符号付き距離の絶対値が現時点のボクセルの大きさから決定される閾値以下であれば，そのボクセルを8分割する．そうでなければ，符号付き距離をボクセルに割り当てて終了する．
- (5) (2)，(3)，(4)を分割されるボクセルがなくなるまで繰り返す．
- (6) 分割終了後，隣り合う8個のボクセルにMCを適用してメッシュを生成する．

3. 光学的情報付き合致表面法

形状モデルを用いて3次元物体認識や位置姿勢推定などを行う場合，物体の見えの変化が認識精度やロバスト性に大きな影響を及ぼす．特に，鏡面反射の存在

は物体の見え方を大きく変化させる．そのため従来の物体認識や位置姿勢推定の研究の多くは鏡面反射の影響を外れ値として無視し，観測対象のシーンやモデルの表面は Lambertian 反射特性を持つと仮定している．したがって光学的特徴を持つ3次元モデルを作成する場合にも，鏡面反射を取り除き Lambertian 反射特性を持った3次元モデルを構築することが望ましく，光源方向と視点位置に依存しない光学的特徴を持つ3次元モデルを利用することにより，トラッキング，テクスチャマッピングといった応用の精度とロバスト性の向上が期待できる．さらに認識処理の過程において光源方向と視点位置があらかじめ推定された場合には，鏡面反射成分を含む見えの変化を予測し，3次元モデルに加えることによって，より正確なモデルも作成可能である．そこで本章では距離画像が持つ光学的情報として，レーザ反射量と輝度値/色の2つの場合を考え，光源方向と視点位置に依存しない光学的特徴を加えた3次元モデルを構築する手法を提案する．

レーザレンジファインダは観測対象に向かってレーザを放射し，その反射光を観測して距離を計測する．時間差計測型センサはレーザを放射して受け取るまでの時間を計測して距離を計算し，位相差計測型センサは放射光と反射光の位相差を計測して距離を計算する．どちらの場合にも放射光と反射光の強さの比が各3次元点において得られる．この距離画像が持つ付加的な特徴量を LRS (laser reflectance strength) と呼ぶ．自然光が複数のスペクトルの集合であるのに対して，レーザ光はほとんど単一の，非常に幅の狭い波長の光である．したがって，自然光の反射光は多くの物体で拡散反射と鏡面反射の和で表されるのと同様に，レーザ光の反射は自然光の反射と同一であると考えてよい．すなわち，全方向への拡散反射と，完全鏡面方向への鏡面反射に分けられる．完全鏡面方向への反射はごく狭い範囲の視点位置からのみ観測されるので，多くの場合センサによって観測された反射光は拡散反射によるものである．図6は各3次元点に与えられた LRS 値を示している．一般に LRS 値は視点位置に依存しない拡散反射成分の強度であると考えられるが，鏡面反射成分によってまれに視点位置に影響を受ける¹³⁾．

そこで反射光に鏡面反射成分が含まれる場合に対し，後述の複数の視点からの観測を利用して拡散反射成分のみを抽出する手法を提案する．すなわち，各頂点に LRS 値を持った3次元モデルを構築するために，統合において距離画像間で幾何形状の合致をとったのと同様に，LRS 値についても合致をとる．ただし，LRS 値の場合では単純に，ボクセルから最近傍の合致表面



図 6 LRS 値を輝度値で表した鎌倉大仏の画像

Fig. 6 Two images of the Great Buddha in Kamakura, using LRS values as pixel values.

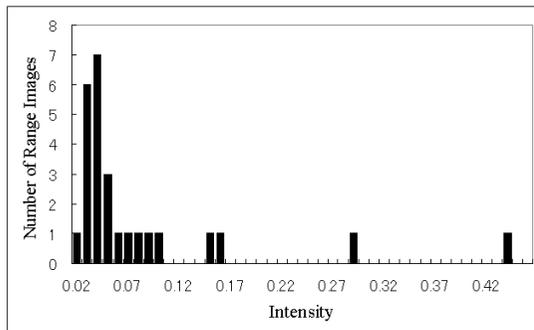


図 7 合致をとった点における LRS 値のヒストグラムの例．鏡面反射による外れ値が見受けられる．この例では中央値は 0.04

Fig. 7 An example of the histogram of the intensity values of consensus points. Some outliers due to specular reflection are observed. In this case, the median value is 0.04.

を構成する距離画像の LRS 値の中央値を選択することにする．様々な方向から物体を観測した場合、LRS 値のヒストグラムは拡散反射成分の値に鋭いピークを持つ(図 7)ので選択した中央値は拡散反射成分であると考えられる．

LRS 値を持った 3 次元モデルの応用の 1 つとして、2 次元-3 次元ロバスト位置姿勢推定法⁸⁾があげられる．本論文では主に観測対象の形状のモデリングを扱っているが、モデリングの次のステップとして光学的なモデリングが考えられる．光学情報を得る方法としてカメラを用いたテクスチャの取得があるが、取得した画像と形状モデルを組み合わせるためにはカメラの視点位置を知る必要がある．距離計測センサは重さが一般に 20 kg 程度あり、設置位置が制限されるため、あらかじめ距離計測センサとカメラの相対位置をキャリブレーションしておく方法ではカメラ画像の視点位置も限られる．しかし、BRDF などの方向依存の光学情報を考えると、多くの視点位置からカメラ画像を取得する必要がある．そこで、取得した 3 次元形状モデルと 2 次元カメラ画像からカメラ画像の視点位置を推定す

る手法^{8),15)}が提案された．このうち文献 15)では 2 次元画像の輝度エッジと形状モデルから得られるオクルーディングエッジを比較していたが、さらに文献 8)では形状モデルに付加された LRS 値を利用することによってさらにロバストに位置合わせが可能となっている．

4. PC クラスタを用いた符号付き距離の並列計算

文化遺産の 1 つの例として鎌倉高德院の阿彌陀如来坐像(鎌倉大仏)の距離画像を計測し、前章までに示した統合処理アルゴリズムを用いて大仏の全距離画像の統合を試みた．しかしその結果、データ量が莫大であるため通常の計算機ではメモリ量の制約から計算が実行できないことが分かった．そこで大量のデータを高速に処理するために PC クラスタを構築し、統合処理アルゴリズムを PC クラスタ上で動作させる並列化アルゴリズムを開発した．開発した並列化アルゴリズムは以下の 2 つの手法からなる．

- 距離データの分散配置と最近傍点の並列探索
- 分割、探索処理の並列化

4.1 距離データの分散配置と最近傍点の並列探索

2.3 節における手順 (2) で、あるボクセルに蓄えられる符号付き距離を計算するには、すべての観測で得られた距離画像点とそのボクセルの中心位置との距離を求め、最も近い距離を選択する必要がある．このとき各距離画像に大量のデータが含まれ、さらに距離画像自体の数も多い場合には、単一プロセッサですべての距離情報を保持するのは困難となる．そこで本アルゴリズムでは、これらの距離データ点の情報を複数台の PC に分散し、並列的に符号付き距離を計算することにした．具体的には、手順 (2) の代わりに、

(2) 最近傍点の符号付き距離の計算

- (a) 各 PC に距離データを分散配置する．
- (b) 各 PC はそれぞれが保持しているデータの中から最近傍点を探索し、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距離データ点を求める．

となる．図 8 に一例を示す．データ 1, 2, 3 が PC1, 2, 3 にそれぞれ保持されている場合、点 x からデータ 1 への符号付き距離は PC1 により計算され、同様にデータ 2 までの距離は PC2 により求められる．これらの計算はお互いに独立であるので並列化処理が可能である．

4.2 分割、探索処理の並列化

手順 (4) でボクセルを分割した後、生成された新た

なボクセルにおける符号付き距離の計算やボクセルの再分割などの一連の処理は、同時に分割されたそれぞれのボクセルの計算とは無関係に独立に行うことができる。そこで図9に示すように、分割された後の各ボクセルに対する処理をそれぞれ別のPCに割り当て、

並列処理を行うことにした。この処理では他のPCと同期をとる必要がなく、PCの台数が多いほど少ない計算時間で実行できる。具体的には手順(4)を以下のように変更する。

(4) ボクセルの分割

- (a) 符号付き距離の絶対値が現時点のボクセルの大きさから決定される、あるしきい値以上であれば、そのボクセルを8分割する。しきい値以下であれば、符号付き距離をボクセルに割り当てて終了する。
- (b) 分割したボクセルのそれ以降の処理を各PCに割り振り、それぞれのPCで(2)、(3)を繰り返す新たなプロセスを実行する。

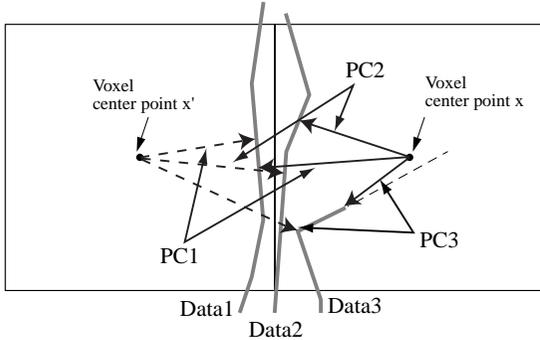


図8 符号付き距離の並列計算の例

Fig. 8 Parallel computation of signed distances.

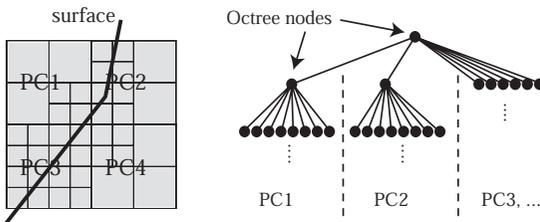


図9 octreeの部分空間を各PCへ割り当て、各部分木を並列に探索する

Fig. 9 Assignment of partial space of the octree to each PC and parallel traversal of partial trees.

4.3 並列化手法の統合

符号付き距離の計算は、「分割、探索処理の並列化」で分割されたそれぞれのプロセスで非同期的に発生するので、処理効率を高めるにはこの符号付き距離の計算を各プロセスが独立して実行する必要がある。そこで、図10に示すように「分割、探索処理の並列化」プロセスの内部でいくつかの「距離データの分散配置と最近傍点の並列探索」プロセスがグループを構成し、それらが並列に実行されるようにする。1つのグループに含まれる「距離データの分散配置と最近傍点の並列探索」プロセスの数は距離データ量に応じて変化する。

現在の実装では32ビットアドレッシングによる制

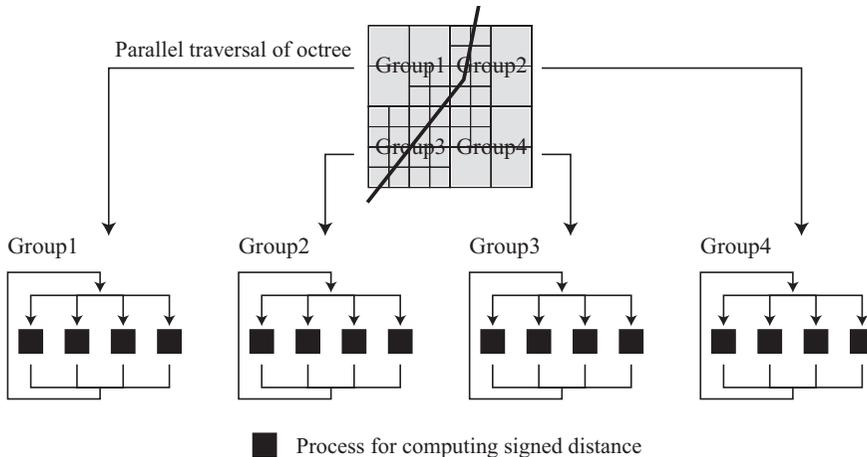


図10 距離データの分散配置と最近傍点の並列探索と分割、探索処理の並列化の統合: octreeの部分木をいくつかのプロセスグループに割り当て、部分木の探索を並列に行う。各グループでは符号付き距離の計算を並列に行う

Fig. 10 Combination of parallel computation of signed distances and parallel traversal of partial trees: Partial trees are assigned to groups of processes for parallel traversal of partial octrees. In each group, signed distances are computed parallel.

約から、各プロセスが持つことのできるメモリ量は約 2 GB 程度であるので各並列探索プロセスが担当するデータ量がそれを超えないようにプロセス数を増やす。実メモリ以上のデータ量の場合には、実メモリに置くデータのワーキングセットの管理が必要になるが、現在これには OS (Linux, Windows) のメモリマッピング機能を利用している。

5. 適応的な解像度制御による統合

Wheeler らの合致表面法¹⁶⁾は octree を用いて効率的に符号付き距離を計算するが、生成したメッシュモデルはすべての部分で最も細かい解像度で生成されている。観測対象を表現するためのデータ量を減らして計算機資源を効率的に利用するために、観測対象の幾何的、光学的特徴に応じて適切な解像度でメッシュモデルを生成する手法を提案する。

5.1 幾何的特徴に基づいたボクセル分割

最終的なメッシュモデルを効率的に生成するために、観測対象の形状に応じて符号付き距離を計算するサンプリング間隔を決定する。ただし観測対象の形状を表す指標として本論文では表面の曲率を用いることにする。すなわち表面の曲率に応じて、平面に近い部分では粗くサンプリングしてデータ量、計算量を減らし、複雑な形状の部分では細かくサンプリングして、物体の精細なモデルを構築する。

本手法では曲率の変化を表面の法線方向を比較して計算する。まず主成分分析によって距離画像の点の分布を調べ、最も固有値の大きさが小さい固有ベクトルを法線ベクトル \bar{n} とすることによって平面に近似する。次に、ボクセル内部にある距離画像の点の法線ベクトル n_i と近似平面の法線ベクトル \bar{n} を比較する (図 11. n_i は距離画像の点が属する距離画像面の法線ベクトルの平均として計算される)。 n_i と \bar{n} のなす角が十分小さければ、サンプリング間隔は十分細かく、さらにボクセルを分割する必要はないと判断する。

5.2 光学的特徴に基づいたボクセル分割

光学的特徴に基づいたボクセル分割も同様の方法で行う。3 章で提案した光学的情報付き合致表面法では各ボクセルにそれぞれ 1 つの LRS 値や RGB 値などの光学情報が与えられる。ボクセルの分割が幾何的特徴のみに基づいて行われる場合や、どの特徴も考慮しない場合には、ボクセルのサンプリング間隔が距離画像に含まれるテクスチャを表すには不十分なものになる可能性がある。2 次元-3 次元ロバスト位置姿勢推定法⁸⁾では 3 次元モデルが持つテクスチャ輝度値の 3 次元エッジを利用するが、光学的特徴を考慮せずにボク

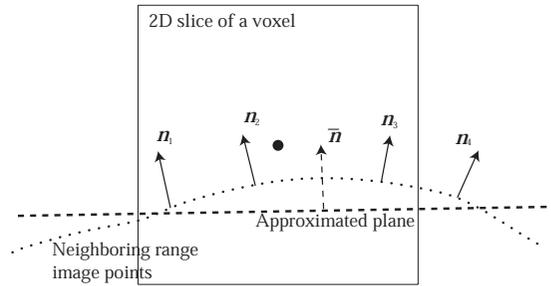


図 11 主成分分析によって近傍の距離画像を平面に近似し、法線ベクトル \bar{n} を計算する。近似された法線ベクトルはボクセル分割の決定に利用する

Fig. 11 Our method approximates neighboring range images points to a plane and computes its normal vector \bar{n} by principal component analysis (PCA) for the cloud of range image points. The approximate normal is then used to determine further subdivision.

セル分割を行うと、3 次元エッジが平滑化されてしまい、正確に 3 次元エッジを求めることができない。したがって、光学的特徴に基づいてボクセル分割を評価することが不可欠である。

光学的特徴に基づくボクセル分割は曲率に基づいた分割の場合と同様に、ボクセル内部にある距離画像の点の光学的な変化を計算する。ボクセル内部にある点の光学情報の差が十分小さければ、距離画像に対してサンプリング間隔は十分細かいと判断する。光学情報には、LRS 値、輝度値、RGB 値などが考えられるが、差の評価にはスカラー値である LRS 値や輝度値の場合には差の最大値を用い、RGB の場合には RGB 空間での距離を用いている。

5.3 ボクセル分割のアルゴリズムのまとめ

上述したボクセル分割のアルゴリズムをまとめると、2.3 節における手順 (4) (並列化した統合法の場合には 4.2 節における手順 (4) (a)) は以下のように変更される。

(4) ボクセルの分割

- (a) 符号付き距離の絶対値がボクセルの大きさから決定される閾値以上ならば分割を終了する。
- (b) 幾何的特徴を考慮する場合：法線方向の差が閾値以下ならば分割を終了する。
- (c) 光学的特徴を考慮する場合：光学的特徴の差が閾値以下ならば分割を終了する。
- (d) (a)~(c) を満たさない場合、ボクセルを 8 分割する。

5.4 適応的な解像度制御による統合のための Marching Cubes Algorithm

従来の MC⁹⁾ は同一の解像度 (サイズ) のボクセルにしか適用することができない。本論文では MC を上述の手法で生成した解像度の異なるボクセルに対して適用するために MC のアルゴリズムを拡張する。

隣接するボクセルのサイズが同一の場合には、MC を適用する立方体の各頂点は隣接する 8 つのボクセルの中央の点である。ボクセルのサイズが異なる場合にも同様に、隣接するボクセルの中央の点をつないで得られた四角錐やその他の形状に対して MC を適用する。図 12 は隣接する解像度が異なるボクセルをつないだ例の 2 次元断面図を示している。これらの四角錐などの形状は立方体が縮退、変形したものであると考えることができ、従来の MC をそのまま適用できる。適応的にボクセル分割をしない場合 (灰色の格子) には立方体の格子上に頂点を持つメッシュ (破線) が生成され、適応的にボクセル分割をした場合 (黒色の格子) には立方体が変形した形状の境界部分に頂点を持つメッシュ (実線) が生成される。MC は格子の辺上にメッシュモデルの頂点が生成されるため、適応的にボクセル分割した場合には変形した格子の辺上に頂点が生成される。図 12 の 2 次元断面図では格子は変形した四角形あるいは三角形となり、その辺上に頂点が存在する。変形した格子は 3 次元空間中ではたとえば図 13 のようになる。図 13 (b) は上部 4 つの頂点が分割されなかったため四角錐になっている。これは同一の符号付き距離を持つ立方体 (図 13 (a)) の上部 4 つの頂点が同じ位置に移動して四角錐になったと考えることができ、図 13 (a) に MC を適用した場合と同様の同位面を生成すればよい。MC を用いた同位面の生成には符号付き距離の状態によって場合分けされた表が用いられるが、立方体が縮退されたと見なすことにより、新たに表を作成することなく適応的に分割されたボクセルに対して MC を適用することができる。図 13 (b), (c) の例では通常の立方体の場合と同様に 2 つの三角形パッチが生成されるが、図 13 (d) では縮退によって頂点の数が減るため生成される三角形の頂点の位置に重複が生じている。これらの重複を取り除くことにより、結果的に 1 つの三角形パッチが生成される。

6. 実験

本論文で提案する手法を検証するために 8 台の PC から構成される PC クラスタを構築した。各 PC はデュアル 800 MHz PentiumIII プロセサ、1 GB メモ

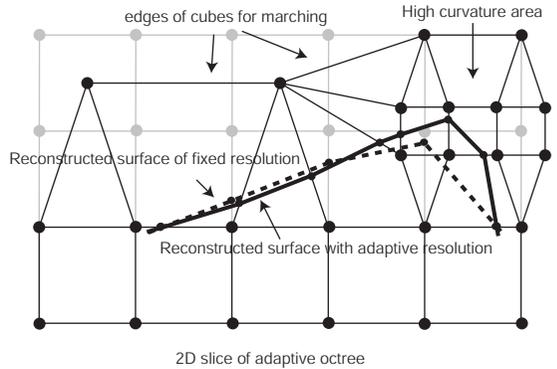


図 12 隣接する解像度が異なるボクセルをつないだ例。空間は立方体や四角錐などの形状に分割される。これらの形状は立方体が縮退、変形したものと見なせるので、MC を適用するために必要な表を新しく作成する必要はない。適応的にボクセル分割をしない場合 (灰色の格子) には立方体の格子上に頂点を持つメッシュ (破線) が生成され、適応的にボクセル分割をした場合には立方体が変形した形状の境界部分に頂点を持つメッシュ (実線) が生成される

Fig. 12 Edges connecting adjacent voxels in an adaptive octree: 3D space is partitioned into cubes or quadratic pyramids, etc. Marching cubes can be applied to these irregular forms without creating new tables of mesh generation for each form, because they are considered to be degenerated and transformed cubes.

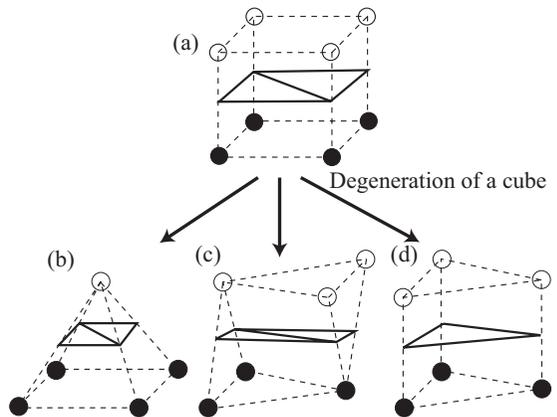


図 13 立方体を縮退した形状に対して MC を適用した例
Fig. 13 Examples of degenerated cubes and the surfaces generated by MC.

りからなり、100BASE-TX イーサネットで接続されている。観測対象は図 14 に示した鎌倉高德院の阿弥陀如来坐像 (鎌倉大仏)、奈良東大寺の盧舍那仏 (奈良大仏)、中国龍門石窟の宝冠如来坐像 (龍門石仏)、タイ国スコータイ遺跡のアチャナ仏である。距離センサとして、主に Cyrax 2400、2500⁵⁾ を用いて大規模な観測対象を計測し、細かい形状については Minolta VIVID 900¹¹⁾ を用いた。

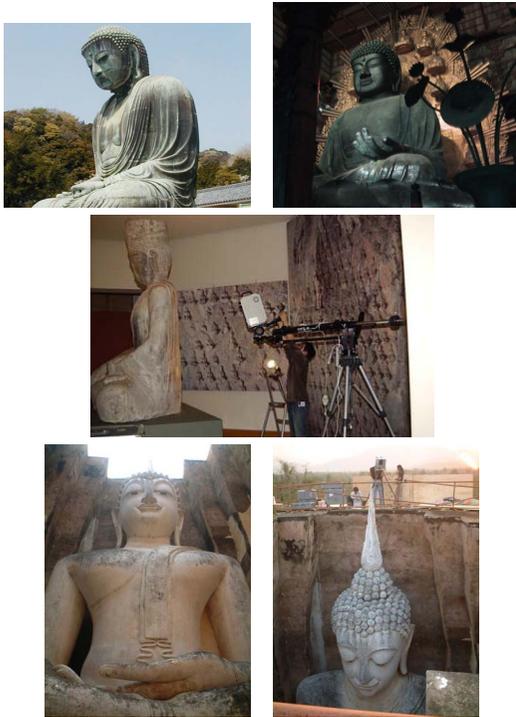


図 14 上段：鎌倉大仏（左）、奈良大仏（右）、中段：中国龍門石仏、下段：アチャナ仏（タイ、スコタイ市）

Fig. 14 Top row: Kamakura Buddha (left), Nara Buddha (right). Middle row: China Buddha, Bottom row: Thai Buddha

6.1 並列化統合アルゴリズムの評価

まず鎌倉大仏のデータを用いて提案した並列化統合アルゴリズムの有効性を示す．鎌倉大仏のデータはCyrax 2400を用いて計測し，LRS値を付加した距離画像を16枚取得した．各距離画像は約30万点，60万ポリゴンから構成されている．統合処理には，最も細かい解像度では $1024 \times 1024 \times 1024$ 個のボクセルに空間を分割して符号付き距離を計算した．鎌倉大仏の高さが約11.3mであることから，最も細かいボクセルの幅は約1cmである．統合後の鎌倉大仏のモデルは約300万点，570万ポリゴンであった．

並列にoctreeの部分木を探索するプロセス数を変えて統合アルゴリズムを検証した．その結果を表1に示す．その計算時間は並列探索数にほぼ反比例しており（図15），提案手法は計算資源を効率的に利用していることが確認された．

6.2 光学的情報付き合致表面法と適応的な解像度制御の評価

図16に鎌倉大仏の距離データに対して適応的な解像度制御を適用した結果を示す．図中の列Aは適応的な統合を行わなかった場合，列Bは曲率のみを考慮し

表 1 並列探索数を変えて統合処理した場合の計算時間結果
Table 1 Results of computation time of merging with different number of traversals.

# of Traversals	Computation Time
1	945 min.
2	450 min.
4	227 min.
8	116 min.
16	61 min.

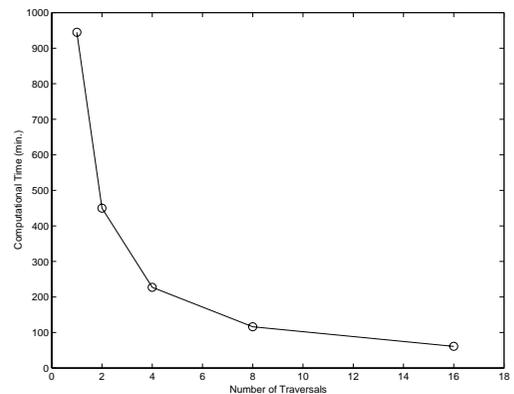


図 15 並列探索数と計算時間の相関

Fig. 15 Relationship of the number of traversals and computational time.

表 2 鎌倉大仏のモデルの統計量：提案する手法によってデータ量と計算量を削減できている．適応的な統合を行わない場合と比較した誤差は大仏の大きさと比べて非常に小さい

Table 2 Statistics of models of the Buddha: Our method reduces the amount of data and computation time. However, the mean differences are quite small compared to the Buddha size.

	# of points	Time for Integration	Mean Difference
(A)	3.0 million	61 min.	N/A
(B)	1.4 million	25 min.	0.99 mm
(C)	1.7 million	30 min.	0.44 mm

た場合，列Cは曲率とLRS値の両方を考慮した場合である．また統合結果のデータ量，計算時間および精度を表2に示す．適応的な統合を行わなかったモデルAに比べて，適応的な統合を行ったモデルB，Cではデータ量，計算量ともに小さくすることが可能であった．また，モデルAとB，AとCの間でMetro³⁾を用いて形状の差を比較し，適応的な統合を行ってデータ量を削減した場合に形状がどれだけ保持できているかを評価した（表2中のMean Difference）．その結果，その差は鎌倉大仏の大きさに比べて非常に小さく（ < 1 mm），形状を変化させることなくデータ量を削減できていることが分かる．

鎌倉大仏の距離画像は平均して同一部分に3~5枚

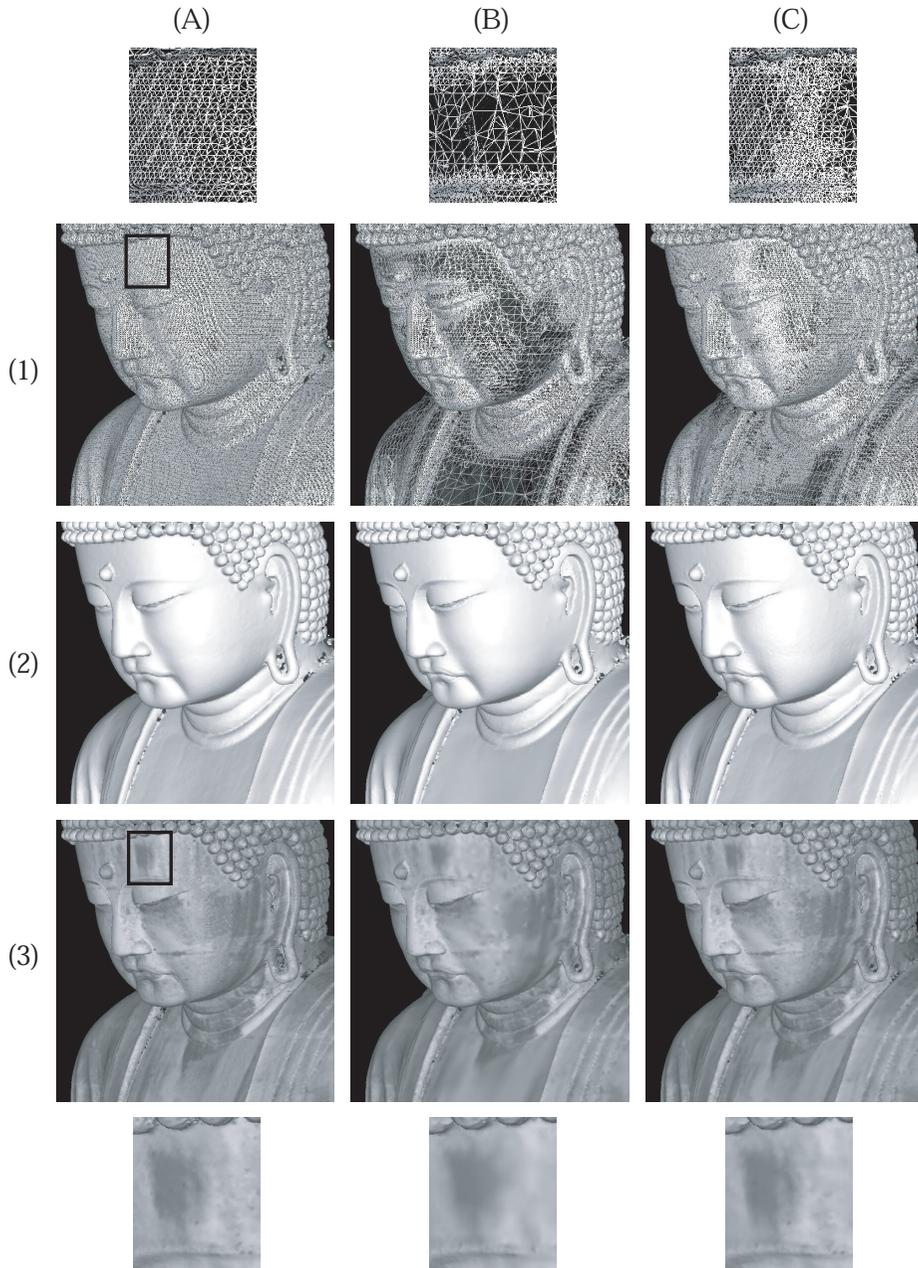


図 16 鎌倉大仏の統合結果：列 A, B, C はそれぞれ、適応的統合を行わなかった場合、曲率のみを考慮した場合、曲率と LRS 値の両方を考慮した場合である。行 1, 2, 3 はそれぞれ、ワイヤフレーム表示、面表示、LRS 値を輝度値として表示した場合である。最上段、最下段は枠で囲まれた大仏の額部分の拡大図である

Fig. 16 Merging results of the Kamakura Buddha: Column (A) are the models created without adaptive integration. Column (B) are the ones created by adaptive subdivision only based on the curvature of the surface. Column (C) are the ones with adaptive subdivision by the estimation of curvature and LRS. Row (1) are wireframe representations and row (2) are polygonal representations of these models. Row (3) are the images rendered with LRS values. The far upper and far lower rows are zoom-ups of the forehead of the Buddha.

の距離画像が重なるように取得している．しかし部分的には距離画像を取得した視点位置によってオクルージョンが発生し、距離画像が重ならない部分が一部存在する．鎌倉大仏の顔の部分には取得した距離画像の境界部分が元々存在するが、図 16 (3) 列に示した統合モデルの LRS 値にはその境界が見られず、本論文で提案した光学情報の統合手法の有効性が示されている．距離画像の重なりが 3~5 枚である場合、中央値を求めるにはサンプル数が不十分であると思われるが、LRS 値の場合はほとんどの場合分散が小さく、3~5 程度のサンプル数でも実用上十分であると考えられる．また、LRS 値付きでレンダリングされた図を比較すると、(B3) は (A3) に比べて平滑化されているが、(C3) ではデータ量は削減しつつ、LRS 値の鋭い変化が保たれている．したがって正確な光学情報を保存する必要がある場合には光学情報を評価基準とした適応的統合が有効である．

次に、距離画像とともに RGB 画像を取得することができる Minolta VIVID を用いて龍門石仏を計測し、

光学的情報として RGB 値を用いて統合処理を行った (図 17)．距離画像は石仏の顔の部分を中心に 40 枚取得し、7~10 枚の距離画像が各部分で重なっている．その結果提案した統合処理により RGB 画像内の拡散反射成分が中央値として選択され、光学情報に含まれ



図 17 龍門石仏：光学的情報として RGB 値を用いた統合処理結果
Fig. 17 The model of China Buddha with RGB values as photometric attributes.

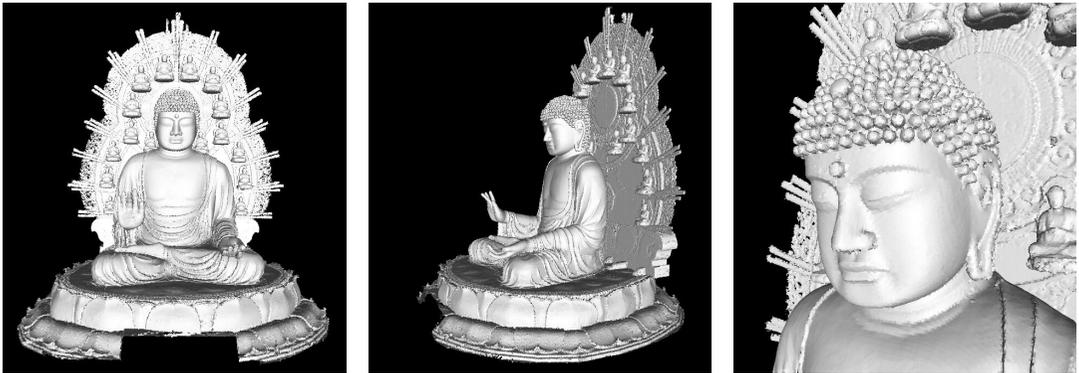


図 18 統合処理によって生成された奈良大仏のモデル
Fig. 18 The model of Nara Buddha generated by the integration process.

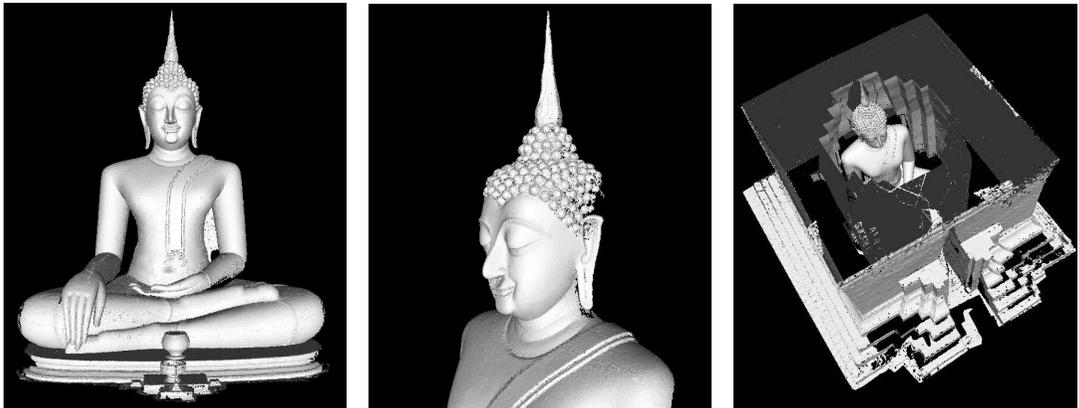


図 19 生成されたアチャナ仏とその周囲の壁のモデル
Fig. 19 The model of Thai Buddha and the wall.

る鏡面反射成分を取り除くことが可能であることが証明された。

6.3 大規模観測対象のモデリング

奈良大仏, アチャナ仏に対してはより様々な方向から細かい形状まで観測を行い, より大量のデータを得た。奈良大仏のデータは Cyrax2400 を用いて 90 枚の距離画像を取得し, データ量は計約 1.3 GB であった。また, アチャナ仏についても同様に Cyrax2500 を用いて 176 枚の距離画像 (うち大仏部分 68 枚, 壁部分 108 枚) を取得し, データ量は計約 2.5 GB (うち大仏 790 MB, 壁 1.7 GB) であった。そこで提案した PC クラスタを用いた分散処理により奈良大仏の距離画像データを統合処理し, 720 万点, 1,400 万ポリゴンから構成されるモデルを生成した (図 18)。このとき計算時間は約 31 時間 44 分であった。また, アチャナ仏の距離画像データを統合処理した結果を図 19 に示す。アチャナ仏のみのモデルは 120 万点, 240 万ポリゴン, 周囲の壁を加えたモデル全体では計 240 万点, 480 万ポリゴンであり, 統合に要した計算時間は約 6 時間 58 分であった。

7. おわりに

本論文では大規模な観測対象の幾何および光学モデルを生成するための距離画像統合システムを提案した。まず光学情報を含む幾何モデルを生成するために, 距離画像統合の枠組みの中に光学的情報を取り入れた, 光学情報付き合致表面法を提案した。また大規模なデータを統合処理する手法として, 1. PC クラスタを用いた並列計算, 2. データに応じた適応的な解像度制御による統合処理という 2 つのアプローチを提案した。このうち PC クラスタを用いた並列計算のアルゴリズムは 1. 距離画像を各 PC に分散して保持する。2. octree の部分木に分割して並列に探索する, という 2 つの要素からなる。また 3 次元モデルを表面の曲率と光学的情報を考慮して観測対象に適した解像度で生成するアルゴリズムを提案し, これにより計算機資源を有効に利用しつつ詳細なモデルを生成することが可能となった。

謝辞 本研究は科学技術振興事業団戦略的基礎研究推進事業 (CREST) の援助を受けて行われました。また, 計測にご協力いただきました鎌倉高德院, 奈良東大寺, タイ芸術局, 東京文化財研究所に深く感謝いたします。

参考文献

- 1) Bartz, D. and Straßer, W.: Parallel construction and isosurface extraction of recursive tree structures, *Proc. WSCG'98*, Vol.III, Plzen (1998).
- 2) Besl, P.J. and McKay, N.D.: A method for registration of 3-d shapes, *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, Vol.14, No.2, pp.239-256 (Feb. 1992).
- 3) Cignoni, P., Rocchini, C. and Scopigno, R.: Metro: Measuring error on simplified surfaces, *Computer Graphics Forum*, Vol.17, No.2, pp.167-174 (June 1998).
- 4) Curless, B. and Levoy, M.: A volumetric method for building complex models from range images, *Proc. SIGGRAPH'96*, pp.303-312, ACM (1996).
- 5) <http://www.cyra.com>
- 6) Friedman, J.H., Bentley, J. and Finkel, R.: An algorithm for finding best matches in logarithmic expected time, *ACM Trans. Math. Softw.*, Vol.3, No.3, pp.209-226 (1977).
- 7) Hilton, A., Stoddart, A.J., Illingworth, J. and Windeatt, T.: Reliable surface reconstruction from multiple range images, *Proc. European Conference on Computer Vision*, pp.117-126, Springer-Verlag (1996).
- 8) Kurazume, R., Nishino, K., Zhang, Z. and Ikeuchi, K.: Simultaneous 2d images and 3d geometric model registration for texture mapping utilizing reflectance attribute, *Proc. 5th Asian Conference on Computer Vision*, Vol.1, pp.99-106 (Jan. 2002).
- 9) Lorensen, W. and Cline, H.: Marching cubes: A high resolution 3d surface construction algorithm, *Proc. SIGGRAPH'87*, pp.163-170, ACM (1987).
- 10) Mackerras, P.: A fast parallel marching-cubes implementation on the fujitsu ap1000, Technical Report, Australian National University, TR-CS-92-10 (1992).
- 11) Minolta: Vivid 900 non-contact digitizer. <http://www.minoltausa.com/vivid/>
- 12) Nishino, K. and Ikeuchi, K.: Robust simultaneous registration of multiple range images, *Proc. 5th Asian Conference on Computer Vision ACCV '02*, pp.454-461 (Jan. 2002).
- 13) Oren, M. and Nayar, S.K.: Generalization of the lambertian model and implications for machine vision, *International Journal of Computer Vision*, 14, pp.227-251 (1995).
- 14) Pulli, K.: Multiview registration for large data sets, *2nd Int. Conf. on 3D Digital Imaging and*

Modeling, pp.160–168 (Oct. 1999).

- 15) Wheeler, M.D.: *Automatic Modeling and Localization for Object Recognition*, Ph.D. thesis, School of Computer Science, Carnegie Mellon University (1996).
- 16) Wheeler, M.D., Sato, Y. and Ikeuchi, K.: Consensus surfaces for modeling 3d objects from multiple range images, *Proc. International Conference on Computer Vision* (Jan. 1998).

(平成 14 年 7 月 11 日受付)

(平成 15 年 1 月 16 日採録)

(担当編集委員 全 炳東)



佐川 立昌

1998 年京都大学工学部情報工学科卒業。2000 年東京大学大学院工学系研究科情報工学専攻修士課程修了。現在、東京大学大学院工学系研究科電子情報工学専攻博士課程在籍。

実時間視覚処理と物体のモデリングの研究に従事。日本ロボット学会，電子情報通信学会各会員。



西野 恒 (正会員)

1999 年東京大学大学院工学系研究科電子情報工学専攻修士課程修了。2002 年東京大学大学院理学系研究科情報科学専攻博士課程修了。理学博士。現在、米国コロンビア大学コンピュータサイエンス科 Research Scientist。コンピュータビジョン，コンピュータグラフィックの分野における研究に従事し，特に physics-based vision，image-based rendering 等に関する研究を行っている。最優秀論文賞 (日本バーチャルリアリティ学会: 1999)，最優秀論文賞 (VSMM: 2000) 等を受賞。IEEE，ACM 各会員。

コンピュータサイエンス科 Research Scientist。コンピュータビジョン，コンピュータグラフィックの分野における研究に従事し，特に physics-based vision，image-based rendering 等に関する研究を行っている。最優秀論文賞 (日本バーチャルリアリティ学会: 1999)，最優秀論文賞 (VSMM: 2000) 等を受賞。IEEE，ACM 各会員。



倉爪 亮

1967 年 2 月 4 日生。1991 年東京工業大学機械物理工学専攻修士課程修了。同年 (株) 富士通研究所入社，1995 年東京工業大学機械宇宙学科助手，2000 年スタンフォード大学客員研究員，同年東京大学生産技術研究所博士研究員，2002 年より九州大学システム情報科学研究院助教授，現在に至る。群ロボット，歩行機械，レーザ計測，コンピュータビジョンの研究に従事。日本機械学会，日本ロボット学会各会員。博士 (工学)。



池内 克史 (正会員)

1973 年京都大学工学部機械工学科卒業。1978 年東京大学大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修了。工学博士。MIT 人工知能研究所 (3 年間)，電子技術総合研究所 (5 年間)，CMU 計算機科学科 (10 年間) を経て，1996 年より東京大学教授 (生産技術研究所，大学院情報学環)。人間の視覚機能，明るさ解析，物体認識，人間による組み立て作業の自動認識等の研究に従事。