

手持ちカメラと点群マーカを用いた3次元モデリングシステム

衣川 彰[†] 松田 一朗[†] 深井 寛修[†] 伊東 晋[†]

本稿では、実物体のCGモデル構築を目的として、視体積交差法に基づいた簡易なモデリングシステムを提案する。このシステムでは、物体の3次元形状を手持ちカメラで撮影した多数の画像より復元する。各画像におけるカメラの位置と姿勢は、床面にランダムに配置した点群をマーカとして利用することで推定している。この手法による復元精度は、局所的なドットパターンへの識別能力に依存すると考えられるため、3通りの色を付与したカラー点群マーカを新たに導入した。更に、ドットの同定に用いる特徴量のエントロピーを指標とし、適切なパターンを選定する手法についても検討を加えた。

A 3D Modeling System Using a Hand-Held Camera and Random Dot Markers

AKIRA KINUGAWA[†] ICHIRO MATSUDA[†] HIRONOBU FUKAI[†] SUSUMU ITOH[†]

This paper proposes a simple 3D modeling system which generates CG models of real objects using the volume intersection method. In this system, the 3D shape of the object is reconstructed from a large number of images sequentially taken by a hand-held camera. In order to estimate position and direction of the camera for each image, the system utilizes random dots disposed on the floor as densely distributed visual markers. Since the reconstruction accuracy of the proposed method depends on distinguishability of the local dot pattern, we use three different colors for the random dots. In addition, an appropriate dot pattern is carefully chosen based on entropy of local features used in marker identification.

1. はじめに

近年、パーソナルコンピュータの描画性能の向上を背景として、3次元のCGコンテンツを個人で利用するニーズが高まっている。これに伴い、一般ユーザが容易にCGコンテンツを作成できることが求められているが、CGシーンの記述に必要なオブジェクトのモデルを作成するには、通常様々な専門知識や専用の機材が必要となる。そのため、一般ユーザのCGコンテンツ作成支援を目的として、実物体から手軽に3次元モデルを生成する手法[1]-[4]に関する研究が盛んである。これらの手法は、入力デバイスとして安価な単眼カメラを利用するなど、特殊な装置や環境を必要としないことが特徴である。

文献[1]では手持ちカメラを入力デバイスとし、物体の周囲を取り囲むように撮影した動画像系列に対し、シルエット制約に基づいた視体積交差法を適用することで、インタラクティブに3次元モデルを作成する手法が提案されている。しかし、このようなボリュームベースの手法は演算負荷が大きく、リアルタイム性を確保するためにはボクセルの解像度を粗くする必要があるという課題があった。一方、文献[2]ではボクセルの可視判定にGPUの機能を利用することで高速化を実現し、ユーザがモデリング状況を随時確認しながら、高解度なボリュームデータを作成することを可能としている。さらに文献[3]では、視体積交差法の原理的な欠点である物体の凹部形状を取得できないという問題

点に対して、スティック状のプローブを併用することで解決を図っている。この手法では、プローブと接触したボクセルを削除することで、マグカップのような凹部形状を有する物体のモデリングが可能となった。文献[2][3]は、共にカメラの姿勢パラメータを推定するために、床面に配置した矩形マーカを手掛かりとしていた。しかし、このマーカはその一部が対象物体に隠蔽された場合、認識されなかったり、姿勢パラメータの推定精度の低下を招くという問題があった。このため、マーカを複数用意するだけでなく、その配置も工夫する必要があるが、物体形状によっては根本的な解決策とはなり得ない。一方文献[4]では、マーカを用いずに、入力画像から得られる自然特徴点をトラッキングすることで奥行き情報の復元を可能としている。この手法では、撮影画像上の特徴点群から対象物体に属するもののみを抽出するために、ユーザが物体の存在範囲をペン入力で指定している。しかし、対象物体にテクスチャやエッジが存在していないと十分な数の特徴点を取得できない点や、これらをトラッキング可能なカメラの移動範囲が限られているため、視体積交差法に基づいた手法と比べて、全方位から撮影した画像の情報を効果的に利用できないといった点に課題が残る。

本稿では、手持ちカメラを入力デバイスとしたモデリングシステムの概要を紹介すると共に、上述した矩形マーカの欠点を解決するために、床面全体に配置した点群マーカ[5]を利用する手法について検討を加える。

2. システム概要

提案する3次元モデリングの処理手順を図1に示す[6]。

[†] 東京理科大学
Department of Electrical Engineering, Faculty of Science and Technology,
Tokyo University of Science

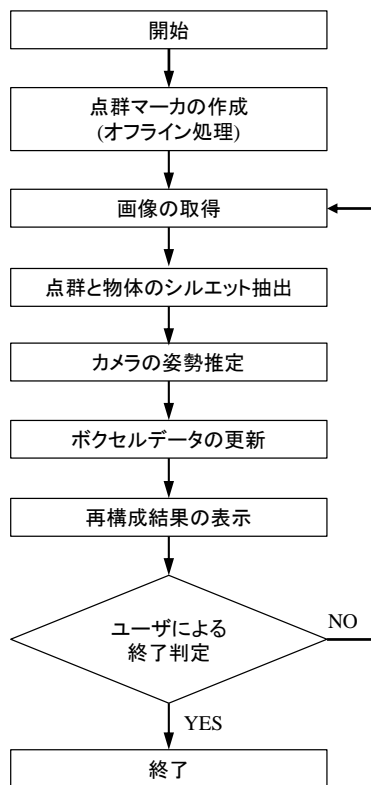


図1 提案システムの処理の流れ

Fig.1 Flow diagram of the proposed system.

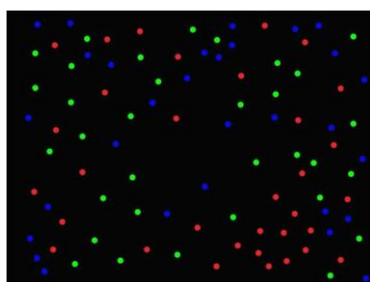


図2 点群マーカ

Fig.2 Random Dot Marker.

まず、図2に示すように、ランダムにドットが印刷された黒い紙を用意し、これを床面に敷くことで点群マーカとする。実際には、ドットの配置状態を4章で述べる評価関数によって評価し、システムに適したマーカを人為的に選定している。各ドットには固有の識別番号が割り当てられており、これらは後述の特徴量をキーとするデータベースに登録されている。次に、作成したマーカの上に対象物体を固定し、カメラで撮影する。撮影した画像からは、色情報に基づいて、物体のシルエットとドットの位置情報を抽出する。その後、得られた各ドットについて、3章で述べる特徴量を算出し、データベースとの照合を行うことで、識別番号との対応付けを行う。各ドットは平面上に分布し、かつその世界座標が既知であるため、原理的には4点以上の対応付けが得られれば Homography 行列よりカメラの姿

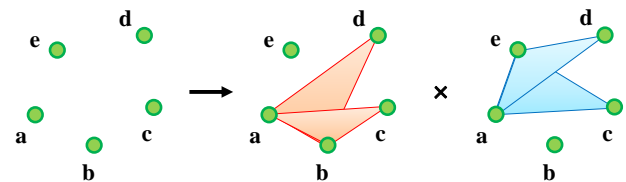


図3 三角形の面積の複比

Fig.3 Cross-ratio of areas of triangles.

勢パラメータが推定できる。点群マーカは床面全体に点在するため、対象物体による隠蔽が生じて、背景部において多数の対応付けが得られると期待できる。この特性を活かし、本稿ではロバスト推定の手法として知られる RANSAC のアルゴリズム [7] に基づいて信頼性の高い Homography 行列の算出を可能としている。更に、カメラの視点と床面上に投影されたシルエットを結ぶ錐体(視体積)を計算機内のボクセル空間に設定し、その内部に含まれないボクセルを削除する。この処理をフレーム毎に繰り返すことにより、世界座標における物体の存在範囲を徐々に絞り込む事が可能となる。ボクセルの再構成結果は、同時に取得したテクスチャ情報を付加して計算機の画面にリアルタイムに表示され、ユーザはこれを確認しながら適切なカメラ姿勢による撮影を試みる。全方位からの撮影により、十分な品質のモデルが得られたと判断した段階で処理を終了する。

3. 点群マーカの対応付け

3.1 LLAH

点群マーカ上の各ドットをデータベースと照合する際には、近傍点の幾何的配置を特徴量とする LLAH (Locally Likely Arrangement Hashing) と呼ばれる検索手法 [8] を採用する。この LLAH は、文書画像検索を目的として開発されたアルゴリズムであり、文書中の単語重心に対応する点群の分布に基づいて特徴量を算出している。文献 [5] では、このアルゴリズムを拡張現実 (AR) を目的とした点群マーカの対応付けに応用し、良好な結果を得ている。これらの文献で使用されている特徴量の定義は、各ドットとその近傍点で構成される2つの三角形の面積比を採用していた。この面積比はアフィン変換に対して不変であり、異なる視点における局所的な見かけの変形がアフィン変換で近似できる場合に、演算量と検索精度のバランスに優れた性能を示すことが報告されている [8]。しかし、提案システムでは意図的に様々な角度からの撮影を行う必要があるため、LLAH の初期の実装において検討されていたように、射影変換に不変な三角形の面積の複比 [9][10] に基づいた特徴量を採用する。

3.2 点群の特徴量

各ドットに、複数の近傍点を用いて定義される三角形の

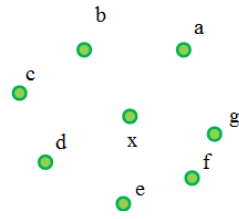


図4 注目点 x とその近傍点 ($n=7$)

Fig.4 Target point x and its neighborhood. ($n=7$)

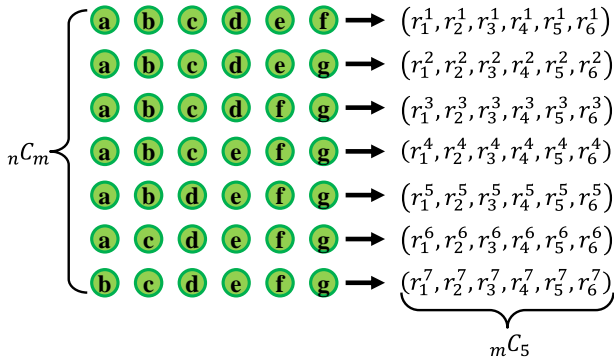


図5 近傍点と特徴量の関係 ($n=7, m=6$)

Fig.5 Relationship between neighboring points and corresponding feature values ($n=7, m=6$).

面積の複比を要素とするベクトルを特徴量として与える。一つの複比は、図3に示すように点 a を基点とする5つのドットの座標を用いて算出される。ここで頂点 abc で構成される三角形の面積を $S(abc)$ と表記すると、その定義は次式で表せる。

$$r_i = \frac{S(abc) \cdot S(ade)}{S(abd) \cdot S(ace)} \quad (1)$$

提案システムで用いる点群マーカでは、注目ドットとの距離に近い順に一定数の近傍点を取得し、その組み合わせを変えることで複数の複比を算出している。

以下では注目点 x に関する特徴量を算出する場合を考える。まず、x の近傍点を n 点取得する。次に、隣り合う連続5点で構成される複比が最大となる点を基点とし、反時計回りにラベルを付与する。その後、これら n 個の近傍点から一つのベクトルに関するドットを m 点選択する。更にこの m 点から5点を選択した際の三角形の面積の複比を求め、これを要素とするベクトルを r とおく。よってベクトル r の次元は mC_5 となる。また、ベクトル r 自体は m 点の選択方法に依存して決まり、その組み合わせは nC_m 通り存在する。したがって、最終的に注目点 x に関する特徴量は、 nC_m 組の mC_5 次元ベクトルである。以降の実験では $n=7, m=6$ と設定しており、図5に示すように一つのドットにつき6次元ベクトルが7組算出される。

3.3 ドットのマッチング

算出した特徴量を用いて各ドットをデータベースと照合し、マッチした識別番号を取得する。この処理はハッシュ

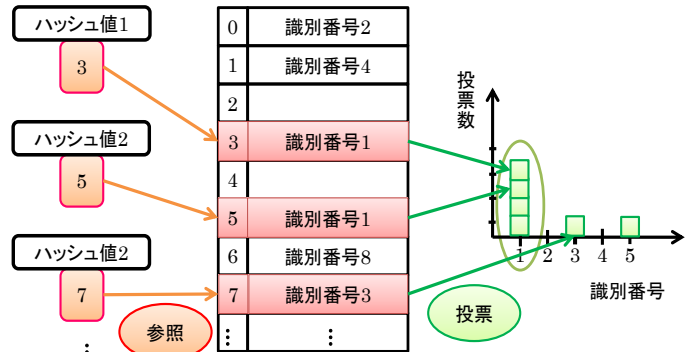


図6 マッチング処理

Fig.6 Matching process.

法によって高速化を実現している。まずベクトル r の各要素を $k=16$ レベルに量子化する。次に量子化後の16進数 mC_5 桁の数値をキーとしてハッシュ値を求める。この際に用いるハッシュ関数を次式に示す。

$$H_{index} = \left(\sum_{i=1}^{mC_5} q_k(r_i) \cdot k^{i-1} \right) \bmod H_{size} \quad (2)$$

ここで $q_k()$ は k レベルの対数圧伸量子化器、 $H_{size} = 2^{19} - 1$ はハッシュ表のサイズを表す。データベースに相当するハッシュ表には、予めオフライン処理によって全ドットの識別番号が登録されている。なお、この登録作業において異なる識別番号とハッシュ値が衝突した場合は、先に登録した識別番号を優先する。

実際のマッチング処理では、図6に示すように注目ドットの特徴量からハッシュ値を nC_m 回算出し、対応する番地に登録されている識別番号の投票を行う。最終的に投票数が最も多い識別番号を検索結果とする。これにより、近傍点の選択が不完全であった場合でも、ある程度のロバスト性が得られると考えられる。

4. 点群マーカの評価関数

上述した点群マーカの対応付けにおいて、マッチングに用いる特徴量は近傍点の配置状況によって決まる。そのため、ランダムにドットを配置した場合でも、異なった位置のドットが偶然同じ特徴量を持つ可能性があり、ハッシュの衝突に起因するマッチングの失敗や、識別精度の低下を招く原因となり得る。そこで、このような問題を低減させることを目的として、ドット配置に関する評価関数の導入を図る[11]。具体的には、各ドットが持つ特徴量の多様性が指標となると考え、特徴量を構成する複比のエントロピーを評価関数として用いることとした。ここで、(2)式において対数圧伸量子化 $q_k()$ の出力 ($i=0, 1, \dots, k-1$) の生起確率が $p(i)$ であるとする、提案する評価関数 E の値は次式で表せる。

$$E = \sum_{i=0}^{k-1} p(i) \log_2 \frac{1}{p(i)} \quad (3)$$

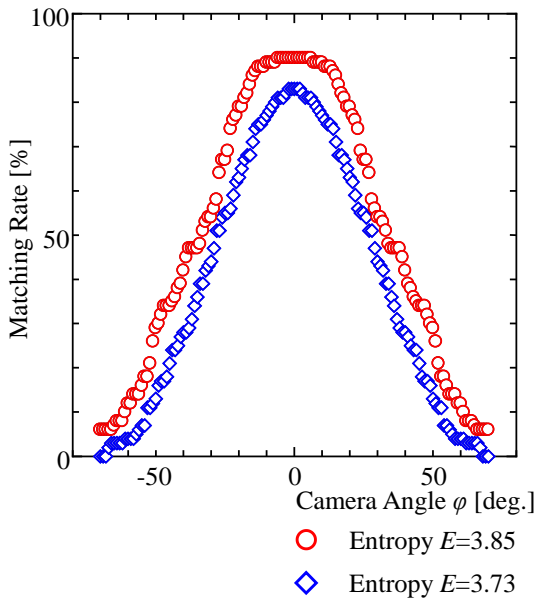


図7 マッチング結果
 Fig.7 Matching results.

図7は、この評価関数が異なる値を持つ2種類の点群マーカについて、シミュレーションによりマッチング率の比較を行った結果である。それぞれドット数は100と設定し、対象物体の影響は考慮せず、仮想的なカメラの位置を変えながらマッチング率の測定を行った。なお、マッチング率の定義は全ドット数に対し、3章の手法によって正しい識別番号が得られたドットの割合とした。また図7の横軸は、カメラの偏角 ϕ を床面の法線とカメラの光軸が一致する角度を基準として示したものである。これより、いずれの偏角 ϕ においても、評価関数の値が大きい点群マーカの方が高いマッチング率を示すことがわかる。また偏角 ϕ が大きい時、すなわち床面を低い位置から撮影した場合にマッチング率の大幅な低下が認められた。これは、特徴量に用いる複比自体は射影変換に不変であるものの、図4に示すような近傍点の選択に用いる注目点との見かけの距離が、射影変換によって変化してしまうためであると考えられる。そこで、システムの実装においては、前フレームで求めたHomography行列を用いて画面上で求めた点群の座標を変換し、世界座標系で注目点との距離を求めることとした。

5. カラー点群マーカの導入

提案システムでは、カメラで撮影した画像から色情報に基づき、ドットの判別と復元対象のシルエットを取得している。そのため、対象物体がドットパターンに用いた色と類似した色のテクスチャを含む場合、これを誤ったドットとして抽出してしまい、カメラの姿勢推定精度に悪影響を及ぼす可能性がある。この問題に対応するために、点群マーカ上の各ドットにはRGB色空間で識別が容易な赤、緑、青の3通りの色を付与することとした。また、上述したハ

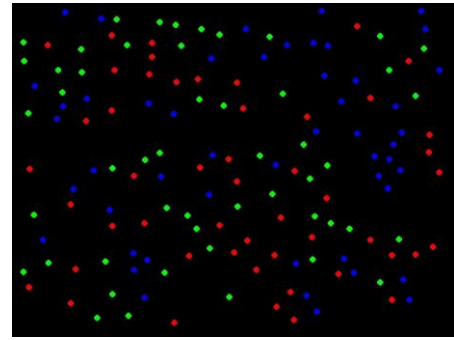


図8 3色の点群マーカ
 Fig.8 Random dot marker with three colors

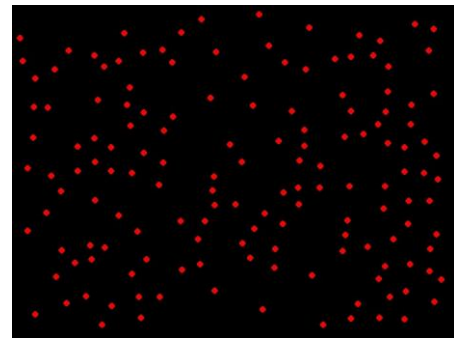


図9 単色の点群マーカ
 Fig.9 Random dot marker with a single color

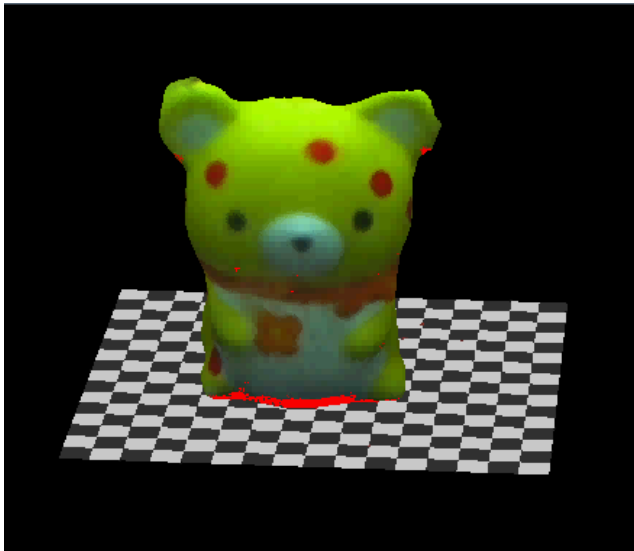
表1 各マーカの特徴量のエントロピー
 Table.1 Entropy of feature values of each marker

マーカ種類	E_r	E_g	E_b
3色の点群マーカ	3.833	3.829	3.827
単色の点群マーカ	3.820		

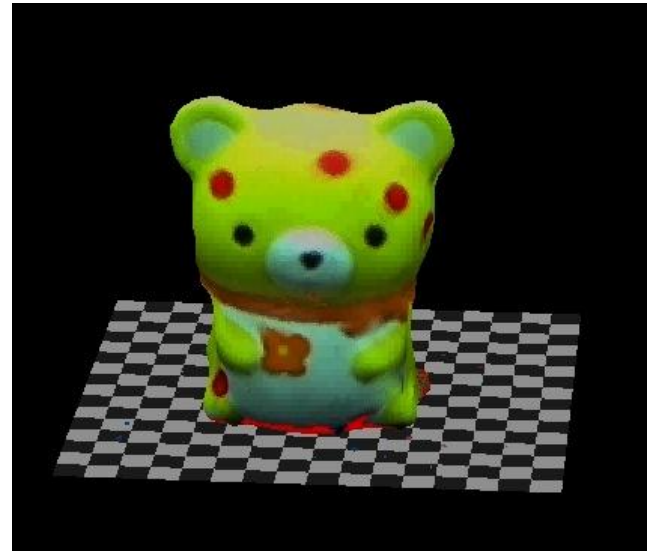
ッシュ表をそれぞれの色ごとに独立に作成することで、各色間でハッシュの衝突を防ぐようにしている。

6. 実験結果

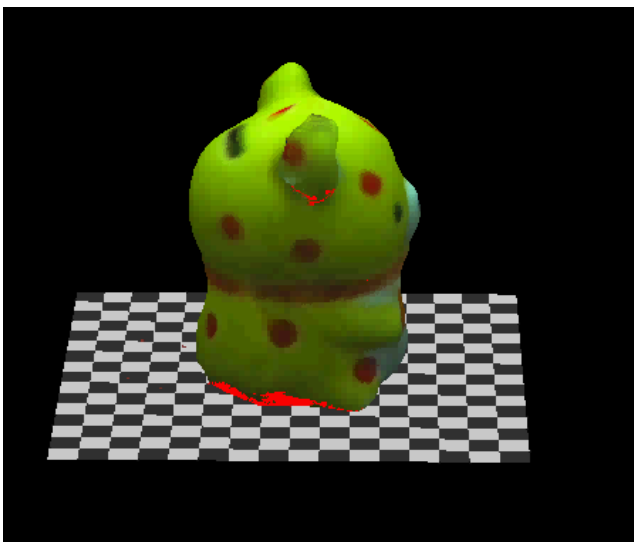
提案システムにおいて、3色の点群マーカと単色の点群マーカを用いる場合について比較実験を実施した。この時使用するマーカは、疑似乱数の初期値を変えて50回生成したもののうち、4章で述べた評価関数の値が最大のものを用いる。実際に用いたマーカを図8, 9に示し、各マーカが持つ特徴量のエントロピーを表1に示す。ここで、表中の E_r , E_g , E_b は赤、緑、青の各ドットに関する特徴量のエントロピーを意味している。また、各マーカには合計150点のドットを配置し、モデリング対象物体には、故意に赤色のシールを貼り付け、単色のマーカと誤認識し易い状況にしている。以上の条件でCGモデルを生成した結果を図10, 11に示す。なお、対象物体には図12に示す貯金箱を使用した。単色の点群マーカを用いた結果では、対象物体の左耳に欠損が生じていることがわかる。また前面から見た画



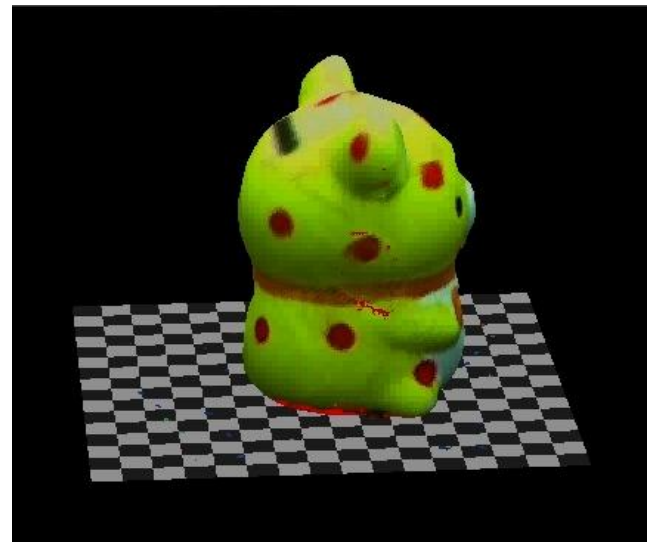
(a) Front view



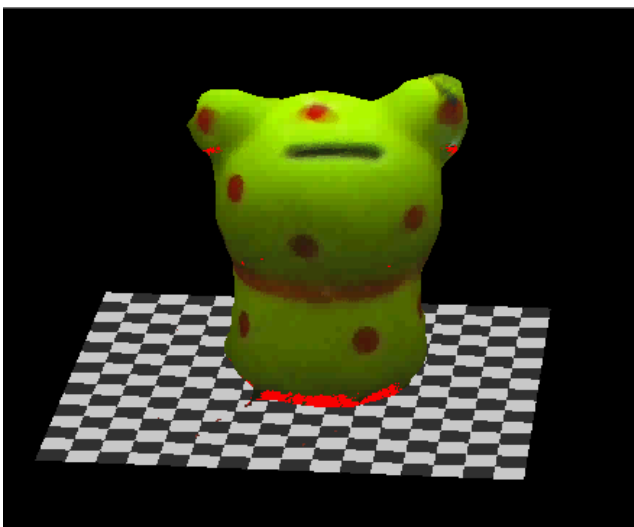
(a) Front view



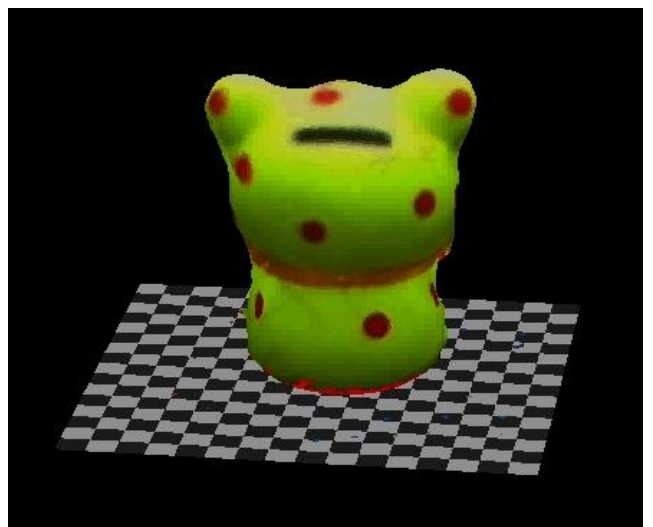
(b) Right view



(b) Right view



(c) Back view



(c) Back view

図 10 単色マーカを用いたモデリング結果
Fig.10 Reconstruction results with red dot marker.

図 11 3色マーカを用いたモデリング結果
Fig.11 Reconstruction results with 3 colored marker.



(a) Front view



(b) Back view

図 12 対象物体

Fig.12 Real object

像で顕著であるが、テクスチャ取得の際の位置ずれに起因してボケが生じている。3色の点群マーカを用いた場合、これらの問題が解消しており、点群マーカに用いる色数を増やすことの有効性を確認できる。

7. まとめと今後の課題

本稿では、カメラの姿勢パラメータの推定に点群マーカを用いた簡易な3次元モデリングシステムについて述べた。また、点群マーカの生成に際して評価関数を導入すると共に、色情報を用いることで識別能力の向上を図った。点群マーカは床面全体に点在するため、マーカの隠蔽に対してロバストであるという点で、矩形マーカを用いる従来手法の欠点を克服するものであるといえる。今後は提案した評価関数に基づき、遺伝的アルゴリズム等を用いる事で、最適なドット配置を求める手法についてさらに検討していく予定である。

参考文献

- 1) 不殿健治, 佐藤智和, 横矢直和, “ハンドヘルドビデオカメラを用いた撮影位置指示機能を有するインタラクティブ3次元モデリングシステム”, 画像の認識・理解シンポジウム(MIRU2005)講演論文集, pp. 243-250 (2005).
- 2) 林毅至, 広瀬真一, 松田一朗, 伊東晋, “GPU を利用したボリュームベース3次元モデリングシステムの高実装”, 電子情報通信学会総合大会, D-12-79, p.188 (2009).
- 3) 齋藤幸紀, 田口真人, 松田一朗, 青森久, 伊東晋, “スティック型プローブと単眼カメラを用いた3次元モデリングシステム”, 電子情報通信学会総合大会, D-11-55, pp.55 (2010).
- 4) 立石昂裕, 間下以大, 清川清, 竹村治雄, “AR コンテンツのための単眼カメラとペン入力を用いた実環境モデリングシステムの試作”, ヒューマンインタフェースシンポジウム, 0173, (2009).
- 5) H. Uchiyama and H. Saito, “Random Dot Markers”, Proc. of IEEE Virtual Reality Conf. (VR 2011), pp.35-38 (2011).
- 6) 衣川彰, 松田一朗, 青森久, 伊東晋, “視体積交差法のための点群マーカを用いたカメラ姿勢の推定”, 情報科学技術フォーラム(FIT 2011), I-048, pp.391-392 (2011).
- 7) M. A. Fischler and R. C. Bolles, “Random Sample Consensus: a Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography”, Communications of the ACM, vol.24, pp.381-395 (1981).
- 8) T. Nakai, K. Kise and M. Iwamura, “Use of Affine Invariants in Locally Likely Arrangement Hashing for Camera-based Document Image Retrieval”, Proc. of IAPR Workshop on Document Analysis Systems (DAS 2006), pp. 541-552 (2006).
- 9) T. Nakai, K. Kise and M. Iwamura, “Hashing with Local Combinations of Feature Points and Its Application to Camera-Based Document Image Retrieval”, Proc. of Intl. Workshop on Camera-Based Document Analysis and Recognition (CBDAR '05) pp. 87-94 (2005).
- 10) T. Suk, J. Flusser, “The Features for Recognition of Projectively Deformed Point Sets”, Proc. of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP '95), pp.348-351 (1995).
- 11) 衣川彰, 松田一朗, 深井寛修, 伊東晋, “カメラ姿勢の推定に適した点群マーカの配置に関する検討”, 2012年度映像メディア処理シンポジウム(IMPS 2012), I-4-03, pp.53-54 (2012).
- 12) 衣川彰, 松田一朗, 青森久, 伊東晋, “カラー点群マーカによるカメラ姿勢の推定”, 2011年度映像メディア処理シンポジウム(IMPS 2011), I-2-08, pp.35-36 (2011).