

材質感モデルの自動生成

原田 貴昭^{†1} 原 健二^{†2} 中澤 篤志^{†3}
齋藤 博昭^{†1} 池内 克史^{†4}

本稿では、屋内環境を対象として、距離画像とカラー画像から材質感が得られる幾何/光学モデルを自動生成する手法を提案する。屋内環境を対象とする場合、膨大なデータ量と計測時の空間的な制約が問題となる。そこで、大規模データに対応した幾何モデル化手法と1枚画像を入力とする光学モデル化手法を用いる。また、テクスチャマッピングを行うために幾何モデルと複数カラー画像の同時位置合わせ手法を用いる。これらの手法を統合することにより、リアルな材質感モデルの生成が可能となる。

Modeling Indoor Scene by Determining its Reflection Parameters

TAKAAKI HARADA,^{†1} KENJI HARA,^{†2} ATSUSHI NAKAZAWA,^{†3}
HIROAKI SAITO^{†1} and KATSUSHI IKEUCHI^{†4}

To realistically model indoor scene is crucial and challenging problem. Indoor scene has a large number of three-dimensional range data and spatial restriction in two-dimensional photographing, as well as inevitable specularities in certain parts. In this paper we intend to deal with such a problem. Principally, our method use three-dimensional (3D) geometrical data and ordinary two-dimensional (2D) color images. The 3D geometrical data is created using parallel alignment and merging of a large number of range data. We texture the 3D data with 2D color images using simultaneous registering technique. Then, we estimate the reflection parameters of the diffuse and specular reflection components from a single image where specularities occur. Finally, using all acquired and estimated data, we can generate synthetic images of real objects realistically.

1. はじめに

近年、現実世界をコンピュータグラフィクス（以下、CG）で表現する研究が盛んにおこなわれている。実世界の光学的側面を積極的に利用することを目指した画像処理手法全般は物理ベースビジョン（Physics-Based Vision）と呼ばれ、コンピュータビジョンにおける一分野を形成している。本報告では、物理ベースビジョンのアプローチを用いて、実写画像から屋内3次元実シーンの材質感モデルを自動的に生成するシステムを提案する。

現実世界をリアルに仮想空間に再現するためには、

物体の3次元形状を表す幾何モデル、物体表面の反射特性を表す光学モデル、周囲の光源環境を表す環境モデル、の各モデルが実シーンのものと同じになるように整合性をとらなければならない。

一般に、現実物体の3次元幾何モデルを獲得するためには、1) 複数視点からの距離画像の取得、2) 複数の距離画像を共通の座標系に変換する位置合わせ、3) 位置合わせされた複数の距離画像を一つの幾何形状として再構成するデータ統合、を順におこなうことが必要となる。しかし、従来の位置合わせ手法やデータ統合手法の多くは、比較的小規模の物体を対象としており、屋内環境の膨大なデータ量には対処できない可能性が高い。そこで本システムの位置合わせ処理では、距離画像間の対応する最近傍点の距離を誤差尺度として繰り返し計算により最小化する同時位置合わせ手法⁵⁾、統合処理では、陰関数を用いたボリューム表現に基づく手法¹⁰⁾をPCクラスタを用いて並列化した手法^{6),9)}をそれぞれ利用する。

次に、このようにして得られた幾何モデルと複数枚のテクスチャ画像間での同時位置合わせによるテクス

^{†1} 慶應義塾大学大学院 理工学研究科
Graduate School of Science and Technology, Keio University
^{†2} 福岡県工業技術センター
Fukuoka Industrial Technology Center
^{†3} 大阪大学サイバーメディアセンター
Cybermedia Center, Osaka University
^{†4} 東京大学生産技術研究所
Institute of Industrial Science, The University of Tokyo

チャマッピングをおこなう¹³⁾。具体的には、画像上の2次元エッジピクセルとモデル上の3次元エッジ点との対応関係を随時更新する反復解法により求めるアプローチがとられる。これら2D-3D間での対応関係に加え、3次元表面上での2D-2D間のエッジ対応関係をも同時に考慮に入れることで、複数方向からの画像全体の間で整合のとれた最適化をおこなうことが可能となる。

最後に、単一点光源下で撮影されたカラー画像から光学モデルを生成する。従来、反射特性推定は主に小規模な物体を対象とし、複数視点からの画像列を用いて視点による輝度の違いから物体の表面反射パラメータを推定することが多かった^{2),3)}。しかし、屋内環境を対象とする場合、空間的な制約のために複数視点からの計測が不可能になる場合がある。そこで、1枚の画像のみを用いて、鏡面反射成分と拡散反射成分を分離しつつ、表面反射特性を推定する手法⁴⁾を用いる。

これらの手法を統合した材質感モデル生成システムにより、任意視点、任意光源状況下における室内シーンのCG合成をおこなうことが可能となった。

本論文の構成は以下のとおりである。まず、2章でシステムの概要を紹介し、3章では対象シーンの幾何モデルの獲得に手法について述べる。4章ではテクスチャマッピングのための3次元モデルと複数枚画像の同時位置合わせ手法について述べる。5章では入力である実写画像中の対象物体表面の反射特性を推定する方法を述べる。6章では、本稿のシステムによる実験結果を紹介し、7章で結論をまとめる。

2. システムの概要

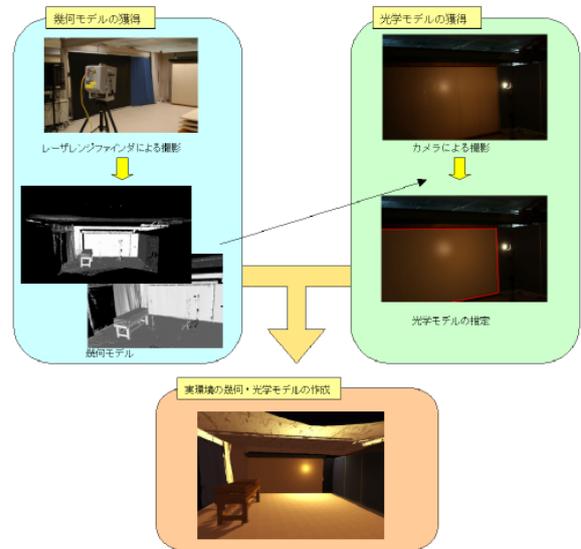
本システムではレーザレンジファインダにより獲得された距離画像と、デジタルカメラにより獲得された2次元カラー画像を入力とする。獲得された距離画像の位置合わせ（アラインメント）を行い、統合（マージング）することで幾何モデルを獲得する。シーンにはテクスチャマッピングを施し、光学モデル化が可能な領域には反射特性を推定し、光学モデルを獲得するこれらを合成することにより材質感モデルを生成する。システムの概要を図1に示す。

3. 幾何モデルの獲得

本研究では大規模な幾何データのモデル化を可能にするために以下の手法のPCクラスタによる並列化を行う^{6),9)}。

3.1 アラインメント

レーザレンジセンサにより複数の観測点から採取さ



1 システムの概要

れる距離画像はそれぞれ独立な画像であるため、それらの距離画像を1つの座標系上に適切に配置する必要がある。距離画像のアラインメント手法の最も基本的なものとして、Iterative Closest Point(ICP)アルゴリズムがある⁷⁾。これは距離画像間の位置姿勢を合わせるために、対応点間の距離の総和を誤差関数とし、繰り返し計算により最小化するアルゴリズムである。ICPアルゴリズムを基本としたアラインメントは現在さまざまに拡張されているが、これらは主に(1)位置合わせ順序(2)対応要素(3)誤差尺度の3つの観点がある。我々は、対応要素として最近傍点を、誤差尺度として対応点間の距離を適用した西野らの同時位置合わせ手法を用いた⁵⁾。西野らの設定した誤差関数は以下のようなになる。

$$E(\vec{p}) = \frac{1}{N(M-1)} \sum_i^N \sum_j^M \rho(z_{ij}(\vec{p})) \quad (1)$$

ただし、

$$\vec{p} = (\vec{t}, q) \quad (2)$$

$$z_{ij}(\vec{p}) = \|\mathbf{R}(\vec{q})\vec{x}_i + \vec{t} - \vec{y}_{ij}\|^2 \quad (3)$$

$$\rho(z_{ij}(\vec{p})) = \log(1 + \frac{1}{2}z_{ij}(\vec{p})^2) \quad (4)$$

N は計測データの点数であり、 M は計測データの数である。 x_i は位置合わせを行う計測データの*i*番目の点、 y_{ij} は*j*番目の計測データの中の x_i の対応点とする。計測データの位置姿勢を表すカメラ外部パラメータは式2のように、三次元平行移動ベクトル \vec{t}

と、回転を表す四元数 q で構成される (7 変数). 式 3 により得られる対応点 (最近傍点) 間の距離の 2 乗の値を式 4 により, ローレンツ関数を用いた M 推定法で, 計測ノイズや初期位置の不正確さによる誤対応を取り除くため, 重み付けを行っている.

西野らは, 最急勾配法を基本として誤差関数を最小化している. この関数の 7 次元空間での最急勾配は, 以下のように計算される.

$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial \vec{p}} &= \frac{1}{N(M-1)} \sum_i^N \sum_j^M \frac{\partial \rho(z_{ij})}{\partial z_{ij}} \frac{\partial z_{ij}}{\partial \vec{p}} \\ &= \frac{1}{N(M-1)} \sum_i^N \sum_j^M w(z_{ij}) z_{ij} \frac{\partial z_{ij}}{\partial \vec{p}}\end{aligned}\quad (5)$$

ただし,

$$w(z_{ij}) = \frac{1}{z_{ij}} \frac{\partial \rho(z_{ij})}{\partial z_{ij}} \quad (6)$$

$\partial z_{ij} / \partial \vec{p}$ は計算の簡略化のために, 単位クオータニオン (単位行列に相当) で評価する⁸⁾. このとき, 回転クオータニオンの勾配は

$$\left. \frac{\partial (\mathbf{R}(q)\vec{x}_i)}{\partial q} \right|_{q_i} = -2C(\vec{x}) = 2C(\vec{x})^T \quad (7)$$

となる. ここで $C(\vec{x})$ はねじれ対称行列

$$C(\vec{d}) = \begin{bmatrix} 0 & -a_z & a_y \\ a_z & 0 & -a_x \\ -a_y & a_x & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

ただし,

$$\vec{d} = \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} \quad (9)$$

であり, 外積計算を以下のように表現できる.

$$\vec{a} \times \vec{b} = C(\vec{a})\vec{b} \quad (10)$$

カメラ外部パラメータの勾配は以下のように計算できる.

$$\begin{aligned}\frac{\partial z_{ij}(\vec{p})}{\partial \vec{p}} &= 2(\mathbf{R}(q)\vec{x}_i + \vec{t} - \vec{y}_{ij}) \left. \frac{\partial (\mathbf{R}(q)\vec{x}_i + \vec{t} - \vec{y}_{ij})}{\partial \vec{p}} \right|_{q_i} \\ &= \begin{bmatrix} 2(\vec{x}_i + \vec{t} - \vec{y}_{ij}) \\ 4C(\vec{x}_i)^T(\vec{x}_i + \vec{t} - \vec{y}_{ij}) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 2(\vec{x}_i + \vec{t} - \vec{y}_{ij}) \\ -4\vec{x}_i \times (\vec{t} - \vec{y}_{ij}) \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (11)$$

実際には最小化を効率的に行うために, Fletcher-Reeves 法, Polak-Riviere 法による共役勾配法を用いている. 勾配方向に対する移動量は, 黄金分割による囲い込み手法によって決定される. また, kd-tree¹¹⁾を用いることにより対応点探索を高速に行うなどの工夫もなされている.

3.2 マージング

すべての距離画像のアラインメントを行った後, マージングを行う. 距離画像をアラインメントしただけでは, ただ単に複数の距離画像が重なって置かれているだけであるため, これを 1 つの形状にまとめあげなければならない. この操作をマージングと呼ぶ. マージングに関しては, 合致表面法¹⁰⁾を基本とした佐川らの手法を用いた⁹⁾. まず全ての距離画像をボリューム表現を用いて表現する. 空間を格子状に分割し, 各ボクセルには陰表面をサンプリングして格納する. 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距離 $f(x)$ を計算する. $f(x)$ 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. 距離画像のマージング問題とは, 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. この問題を解くためにまず, 実際の表面形状はわからないが多くの表面形状データをもつ場合に, どのように $f(x)$ を計算するか考える.

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 から符号付距離 $f(x)$ を計算するために, Wheeler らは合致表面法を提案した¹⁰⁾. それまでのノイズに弱いアルゴリズムは陰関数の大きさ $|f(x)|$ を全ての距離画像のうちで最も近い三角形パッチまでの距離と定義していた. 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. 距離画像のノイズに対して敏感になることを避けるために, 各観測が同じ表面を表しているかどうかを評価して平均をとる. 近傍のデータ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, それらのデータは同じ表面を表していると見なす. 近傍のデータの探索には, 各距離画像のデータを別々に格納した k-d tree¹¹⁾を用いて行う. 合致表面法は, ある距離画像の点に位置と法線方向が類似した他の距離画像の点が存在する場合には, その点の合致度が高いと見なす. 単純に距離画像が 2 つの場合には次のようになる.

$$\text{SmaeSurface}(\langle p_0, n_o \rangle, \langle p_1, n_1 \rangle) =$$

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

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と呼ぶ。それらの表面のうちで最も近いものを符号付距離として計算する。

ボリューム表現で表面を表す場合、全ての領域で固定されたボクセルを用いる代わりに、表面が存在する付近でのみ細かく分割すればよい。この手法では octree を用いてボクセルを再帰的に分割する。符号付距離の大きさを調べることにより、陰表面関数が 0 付近のボクセルのみ最も細かい解像度まで分割する。表面を含むボクセルの解像度は等しいので、marching-cubes algorithm¹²⁾ がそのまま適用可能であり、メッシュモデルの表面形状を生成できる。流れを以下にまとめる。

- (1) 空間にすべての距離データ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のすべての距離データ点までの距離を計算し、最も近い点までの距離をボクセルに保存する。ただしこの距離は各測定毎に規定される面素の方向を考慮し、ボクセル中心が面素の外側にある場合には正、内側の場合には負の値を与える符号付距離である。またこの際、選択された近傍点の面素の方向と大きく食い違う場合には、この選択を棄却し新たな最近傍点を探索する。
- (3) 求められた最近傍点までの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、ある閾値以上であれば、そのボクセルを 8 分割する。閾値以下であれば、符号付距離をボクセルに割り当てて終了する。
- (4) (2), (3) を分割されるボクセルがなくなるまで繰り返す。
- (5) 分割すべきボクセルが無くなったら、隣り合う 8 個のボクセルに marching-cubes algorithm¹²⁾ を適用し、ボクセル内に面を貼る。

3.3 幾何モデルの平面化

マーキングを施した幾何モデルにそのまま 5 章で紹介する光学モデル推定により得られたパラメータを用いてレンダリングを行った場合、物体表面の凹凸が大きく、スペキュラをうまく実現することができなかった (図 7 左)。そこで我々は光学モデル推定対象物体に関して平面化を行った。手法を以下に示す。

- (1) 光学モデル獲得対象物体に含まれる距離画像中

の点群を抽出する。

- (2) 抽出したすべての点群の平均から平面方程式を近似する。
- (3) 抽出したすべての点群を近似した平面に射影する。

この手法を用いることで距離画像の精度を落とすことなく、光学モデル対象物体を含む幾何モデルの獲得が可能となる。図 7 右に提案手法適用後のレンダリング結果を示す。

4. 幾何モデルと複数枚画像の同時位置合わせ

この章では光学特性推定対象外のシーンにテクスチャマッピングを施すための幾何モデルと複数枚画像の同時位置合わせについて説明する。幾何モデルに写真から得られる物体表面テクスチャを貼り付ける場合、写真を撮影した位置・向きなどを対象物に対して正確に推定する必要がある。そこで、大久保らは 3 次元幾何モデルと複数枚のテクスチャ画像間での位置合わせ手法を自動的に行う手法を提案した¹³⁾。この手法には、occluding boundary やリフレクタンスエッジなどの 3 次元モデルの 3 次元エッジ集合と 2 次元画像からの 2 次元エッジ画像を用いる。まず、1 枚画像と幾何モデルとの一方向からの位置合わせ手法を以下に述べる。幾何モデル上の 3 次元エッジ点 P に対して (図 2)

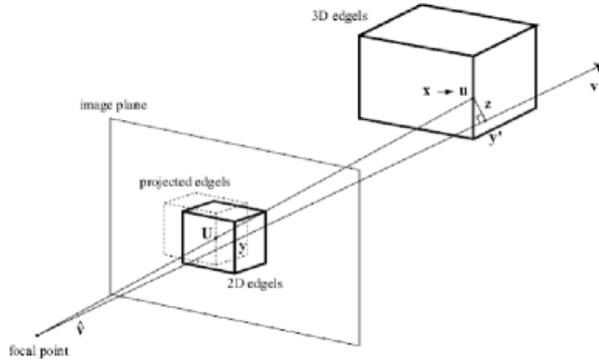
- (1) 現在、推定中の視野へ投影し、 P' を得る。
- (2) P' に一番近い 2 次元エッジ点 P'' を探す。
- (3) 視点 C から P'' 方向へ直線を伸ばす。
- (4) P からその直線へ垂線を引き、その距離を z とする。

すべての 3 次元エッジ点 P_i に対して、 z_i を最小化するカメラパラメータを求める。

次に複数方向からの同時位置合わせを考える。複数方向からの 2 次元エッジを物体上へ投影し、物体表面上で位置合わせを行う。2 視点からの関係を表した図 3 の対応点距離 z' を最小化することでカメラパラメータを求める。ここで、 z' を

$$z' = \frac{z}{\sin i} \quad (12)$$

と表すことで、一方向からの位置合わせとほぼ同じ枠組みでの実現が可能となる。次に、一方向からの位置合わせと複数方向からの位置合わせを組み合わせた以下の関数を最小化するカメラパラメータを求める。



2 一方向からの位置合わせ誤差距離 z

$$E^{(t)}(\mathbf{p}^{(t)}) = \frac{1}{N^{(t)}} \sum_i \rho(z_i^{(t)}(\mathbf{p}^{(t)})) \quad (13)$$

$$+ \frac{1}{N'^{(t)}} \sum_{s \in U^{(t)}} \sum_i \rho(z'_i{}^{(t,s)}(\mathbf{p}^{(t)}))$$

ただし,

$$\rho(z) = \log\left(1 + \frac{1}{2} \frac{z^2}{\sigma}\right) \quad (14)$$

式 13 の右辺第 1 項が一方向からの位置合わせ, 右辺第 2 項が複数方向からの位置合わせのそれぞれ誤差関数を表している. ここで, t は画像番号を表し, $\mathbf{p}^{(t)}$ は t 番目の画像のカメラパラメータを表している. N は対応点の総数を表し, i は対応点の番号を表している. 式 14 は M-推定法による関数である. そして, 新しく推定されたカメラパラメータを同時にアップデートし, 相互位置関係が新しくなったところで, また式 13 を繰り返すことにより最適化を行っている. なお, 最小化には共役勾配法を用いた.

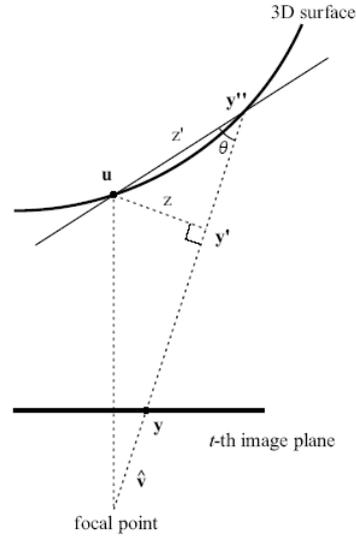
求めたカメラパラメータを用いることで, テクスチャマッピングを高精度に実行することが可能となる.

5. 光学モデルの獲得

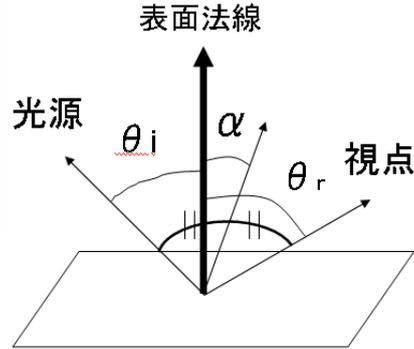
物体表面での光の反射原理を表す 2 色性反射モデルは拡散反射成分と鏡面反射の 2 つの反射成分の和が物体反射光を表すことを示している. 本論文では 2 色性反射モデルの 1 つである Torrance-Sparrow 反射モデルを用いた¹⁾. Torrance-Sparrow 反射モデルは

$$I_c = K_{d,c} \cos \theta_i + \frac{K_{s,c}}{\cos \theta_r} \exp\left[-\frac{\alpha^2}{2\sigma^2}\right] \quad (15)$$

と表される. ここで, c は RGB のいずれかであり, I_c は画像輝度である. $K_{d,c}$ と $K_{s,c}$ はそれぞれ拡散反射成分と鏡面反射成分に対応する反射パラメータ, σ



3 複数方向からの位置合わせ誤差距離 z'



4 幾何学モデル

は表面の粗さを表す. また, θ_i は物体表面の点における入射角であり, 法線方向と光源方向とがなす角度, θ_r は法線方向と視線方向とがなす角度, α は光源方向と視線方向の 2 等分方向と法線方向とがなす角度である (図 4). 式 15 の右辺第 1 項が拡散反射成分, 右辺第 2 項が鏡面反射成分を表す. つまり, 拡散反射成分, 鏡面反射成分のどちらか一方が求めれば, 画像輝度 I_c との差分をとることでもう一方も求めることが可能となる.

この原理を利用し, 1 枚画像中の光学モデル獲得対象物体を表面反射光を拡散反射成分と鏡面反射成分に分離し, それぞれのパラメータを求める. さらに, このアプローチを交互に繰り返すことにより, より正

確なパラメータを推定できる⁴⁾。この手法は以下のような手順をとる。

拡散反射領域の決定

入力画像中の対象物体のハイライト中心を検出し、その中心を基に鏡面反射成分の影響が十分小さい領域を拡散反射領域とする。本論文ではハイライト中心からある閾値以上離れた領域にある画素の集合とした。

拡散反射特性の初期推定

拡散反射領域の輝度分布を反射モデルに当てはめることで拡散反射特性を推定する。ここでは次式の最小2乗誤差を最小化する。

$$E_1(K_d) = \sum_{j=1}^{N_j} \left(I^{(j)} - K_d \cos \theta_i^{(j)} \right)^2 \quad (16)$$

ここで、 N_j は拡散反射領域に属する画素の総数であり、 $I^{(j)}$ と $\theta_i^{(j)}(t)$ はそれぞれ、拡散反射領域における j 番目の画素の輝度およびこの画素に対応する表面点における入射角である。この最小解 d は次式で得られる。

$$K_d = \frac{\sum_{j=1}^{N_j} I^{(j)}}{\sum_{j=1}^{N_j} \cos \theta_i^{(j)}} \quad (17)$$

鏡面反射特性の初期推定

求めた拡散反射成分を用いて、鏡面反射成分を分離し、反射モデルに当てはめることで鏡面反射特性を推定する。この場合、拡散反射パラメータ推定とは異なり非線形になる。ここで、鏡面成分は拡散反射成分が求まったことにより、

$$I_s = \frac{K_s}{\cos \theta_r} \exp \left[-\frac{\alpha^2}{2\sigma^2} \right] \quad (18)$$

と表され、上式を以下のように線形化した。

$$\ln K = \ln I_s + \ln \cos \theta + \frac{-\alpha^2}{2\sigma^2} \quad (19)$$

ここで以下のように X, Y を定めた。

$$X = \alpha^2 \quad (20)$$

$$Y = \ln I_s + \ln \cos \theta \quad (21)$$

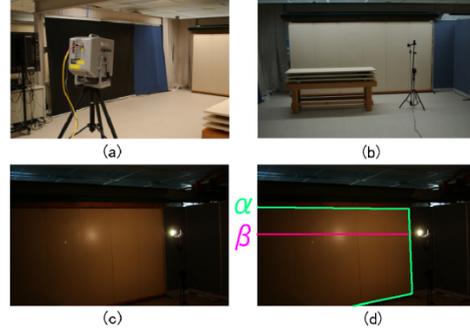
よって、

$$Y = -\frac{1}{\alpha^2} X + \ln K \quad (22)$$

ここで、物体表面画素中の点を X, Y それぞれを軸にした空間にプロットし、この点の集合を最小2乗法によって直線近似することにより鏡面反射パラメータを推定する。

拡散反射、鏡面反射特性反復推定

求めた鏡面反射成分を用いて、拡散反射成分を分離し、拡散反射特性を再度推定する。このアプローチを



5 (a) 撮影風景 (b) 対象シーン (c) 入力画像 (d) 参考画像

繰り返し、反射特性が十分収束したところで、推定値とする。ここでは次式の最小2乗誤差を最小化する。

$$E_2(K_s, \sigma) = \sum_{k=1}^{N_k} \left(I_s^{(k)} - \frac{K_s}{\cos(\theta_r^{(k)})} \exp \left[-\frac{\alpha^{(k)}}{2\sigma^2} \right] \right)^2 \quad (23)$$

ここで、 N_k は物体表面画素の総数であり、 $I_s^{(k)}, \theta_r^{(k)}, \alpha^{(k)}$ はそれぞれ、物体表面領域における k 番目の画素の輝度、この画素に対応する表面点の法線と視点方向の角度と粗さである。

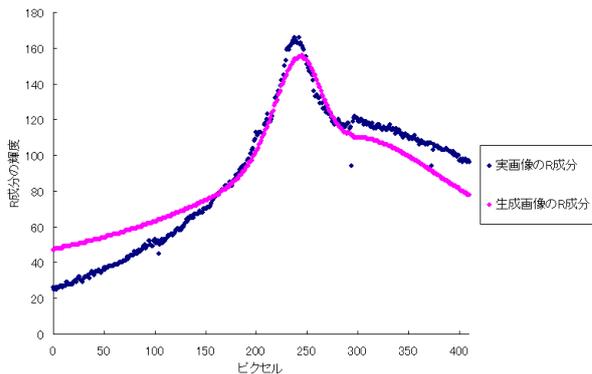
以上のような手順で表面反射パラメータを推定する。また、拡散反射パラメータの初期推定はおおまかな近似を行っているため、正確とは言いがたい。そこで、最終的に得られた鏡面反射成分と入力画像の差分をとることで拡散反射成分を再度分離、推定する。このように、拡散反射成分と鏡面反射成分の推定を繰り返すことにより、十分な近似解を得ることができる。

6. 実験結果

図5に示すシーンを対象に提案システムを実行した。距離画像は我々が所有するCyrax2500を用いて採取した。今回、7箇所の観測点から得られたそれぞれ距離画像を入力として幾何モデルを獲得した。幾何モデルと図5(c)で示された入力画像から光学モデルを獲得した。本実験では光学モデル推定対象物体を図5(d)の α の線で囲まれた壁とした。推定された拡散、鏡面反射パラメータ、 σ の値を表1に示す。表1の推定値を用いて生成した2次元画像の結果を図8右に示す。

表1 反射特性推定結果

$(K_{d,R}, K_{d,G}, K_{d,B})$	(0.379697, 0.218568, 0.073509)
$(K_{s,R}, K_{s,G}, K_{s,B})$	(0.164403, 0.145019, 0.119295)
σ	0.078503



6 実画像と生成画像の輝度比較

実画像と生成画像中のピークを含むある横1列(図5(d)β)のR成分の輝度を比較したグラフを図6に示す。グラフからピーク周辺では実値と真値がほぼ同等であり、正しく推定できているといえる。ピークから遠ざかるにつれ、誤差が大きくなっているが、これはカメラパラメータの精度によるものだと考える。本手法ではカメラパラメータの初期値を2次元カラー画像中の点と3次元モデル中の点の対応点を手動で与えることによりカメラパラメータの最適化を行っている。しかし、実シーンのような大きな物体を対象とした場合、カメラパラメータの微小な誤差が大きくなずれを生むと考えられる。この問題に関しては次章で述べる。

最後に獲得した幾何モデルにテクスチャマッピングを施し、光学モデル化が可能な領域においては獲得した光学モデルを合成することにより3次元材質感モデルを生成した。生成した材質感モデルを図9に示す。

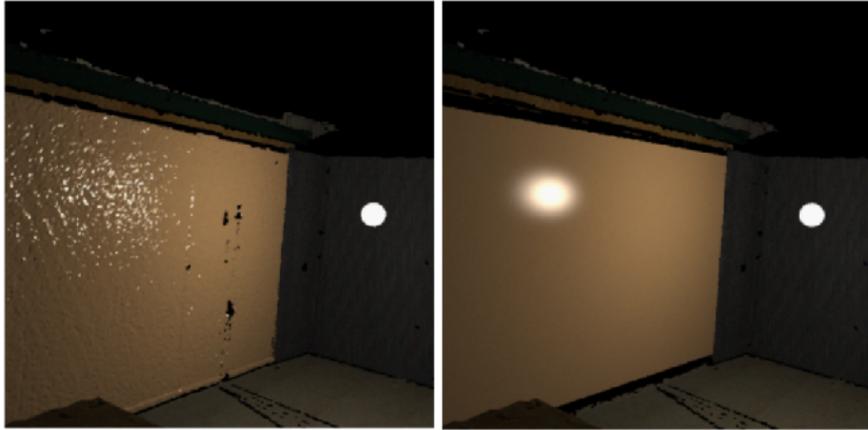
7. 結び

本稿では実シーンをリアルに仮想化するための幾何・光学モデルを獲得し、材質感モデルを生成するシステムを提案した。本稿前半(第3章)では幾何モデル獲得手法とリアルな光学特性を現すために必要な物体の平面化手法について述べた。後半(第4章)ではテクスチャマッピングのための複数枚画像の同時位置合わせ手法について述べ、(第5章)では反射モデル当てはめと反射成分分離を一体化した反復計算と色恒常性理論を用いて、一枚のカラー画像と幾何モデルのみから物体の表面反射特性を推定する方法について述べた。

本システムは屋内3次元実シーンのモデル化を目的に構築した。屋内のシーンは比較的、平面で構成される比率が高く、レーザレンジファインダの精度を維持したまま幾何モデルを平面化することは必要であると

考える。また、シーンを撮影する際には空間的な制約が多く、十分な画像を得られない可能性がある。そのため、1枚画像から物体表面反射特性を推定する手法を用いた。本システムでの光学モデル獲得手法は、反射光の拡散反射成分がLambertianモデル、鏡面反射成分がTorrance-Sparrow反射モデルに従うという仮定を同時に満足するような反射パラメータを探索する。今後の課題として、不正確な入力幾何モデルや複数光源に適応可能な光源推定手法について検討していく予定である。また、前章で述べたカメラパラメータの精度向上に関しては、テクスチャマッピングの最適化の手法を変えることで精度の向上が図れると現在考えており、実装中である。

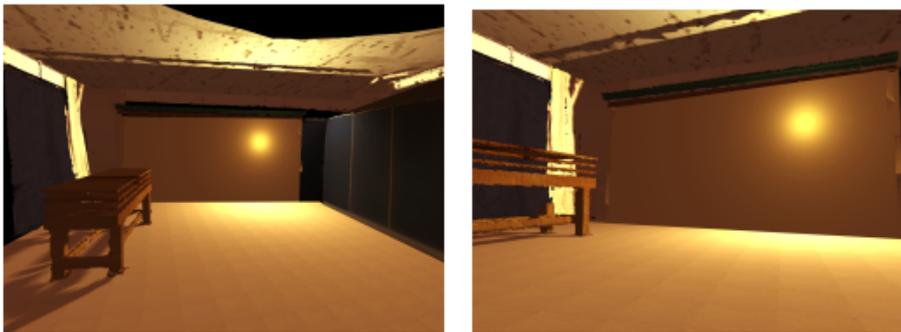
- 1) K. E. Torrance and E. M. Sparrow, "Theory of off-specular reflection from roughened surfaces," *Journal of the Optical Society of America*, Vol.57, pp.1105-1114, 1967.
- 2) Y. Sato, M. D. Wheeler, K. Ikeuchi, "Object shape and reflectance modeling from observation", *Proc. ACM SIGGRAPH*, pp.379-387, 1997.
- 3) K. Nishino, Z. Zhang, K. Ikeuchi, "Determining Reflectance Parameters and Illumination Distribution from a Sparse Set of Images for View-dependent Image Synthesis", *Proc. International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp.599-606, 2001.
- 4) K. Hara, K. Nishino, K. Ikeuchi, "Determining Reflectance and Light Position from a Single Image Without Distant Illumination Assumption", *Proc. International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp.560-567, 2003.
- 5) K. Nishino, K. Ikeuchi, "Robust Simultaneous Registration of Multiple Range Images", *Asian Conference on Computer Vision ACCV'02*, pp.454-461, Jan, 2002.
- 6) 大石岳史, 佐川立昌, 中澤篤志, 倉爪亮, 池内克史, "PC クラスタによる大規模距離画像の並列アライメント", *CVIM*, pp.27-34, 2003.
- 7) P. J. Besl, N. D. McKay, "A method for registration of 3-d shapes", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol14, No. 2, pp.239-256, Feb, 1992.
- 8) M. Wheeler, "Automatic Modeling and Localization for Object Recognition", *PhDthesis, School of Computer Science, Carnegie Mellon University*, 1996.
- 9) R. Sagawa, K. Nishino, K. Ikeuchi, "Robust and Adaptive Integration of Multiple Range Images with Photometrics Attributes", *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol2, pp.172-179, 2001.
- 10) M. Wheeler, Y. Sato, K. Ikeuchi, "Consensus surfaces for modeling 3D objects from multiple range images", *Proc. International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp.917-923, Jan, 1997.
- 11) J. H. Friedman, J. Bentley, R. Finkel, "An algorithm for finding best matches in logarithmic ex-



7 幾何モデルの平面化



8 実画像と反射パラメータ推定値を用いて復元した画像



9 合成された材質感モデル

pected time”, *ACM Transactions on Mathematical Software*, pp209-226, 1977.

- 12) W. E. Lorensen, W. E. and H. E. Cline, “Marching Cubes : a high resolution 3D surface reconstruction algorithm”, *Proc. SIGGRAPH'96*, pp.131-144.
- 13) 大久保 亮, “テクスチャマッピングのための 3 次元モデルと複数枚画像の同時位置合わせ”, 東京大学修士論文, 2003.