

# 欠損データからの異方性BRDFのMAP再構成

原 健二<sup>1,a)</sup> 井上 光平<sup>1,b)</sup> 浦浜 喜一<sup>1,c)</sup>

**概要:** BRDF データでは視点方向や光源方向の仰角が一定以下の反射率データが欠測していることがしばしばある。本報告では、現実物体の表面反射率との適合性が最も高い異方性反射モデルのひとつをセミパラメトリックに拡張し、欠測のある不完全な BRDF データから低次元パラメータで BRDF 再構成を行う手法を提案する。まず異方性反射モデルに現れる微小面法線方向分布の 2 変数確率密度関数を 1 変数の制約付き混合ガウス分布関数同士の積の形で近似的に表現する。次に BRDF データの観測分布とモデル分布の間の擬距離に基づき、異方性反射モデルのパラメータ推定を最大事後確率推定として定式化する。最後に EM アルゴリズムを用いて擬距離を最小化することにより BRDF 再構成を行う。このようにして再構成された BRDF を用いることにより、欠測のある BRDF データのままではしばしば困難な可視面全体の見えの生成が可能になる。

## 1. はじめに

現実世界に存在する物体の見えを現実感高く生成するため、その表面反射特性の正確な表現を得るための研究は、コンピュータグラフィックスやコンピュータビジョンの分野において重要な課題である。一般に物体表面の見えは双方向性反射率分布関数 (bidirectional reflectance distribution function: BRDF) を用いてモデル化される。これまで現実世界の材質から BRDF を獲得するための手法が数多く提案されてきた。これらの手法の多くは多数の異なる入射方向と反射方向の組み合わせに対してサンプリングされた反射率の原データを網羅的に配列化したものを BRDF データとして獲得する [14], [15], [16], [22]。BRDF データによって張られる BRDF 空間の次元数は膨大であるが、現実存在する物体の BRDF の部分空間の次元数は比較的小さく抑えられ、特に等方性反射においてその傾向が顕著であることが知られている [1], [15]。BRDF データを BRDF 部分空間に再構成することは、BRDF データの補間や推定、欠損した BRDF データの補完などへの応用が考えられる。

既存の BRDF データ再構成手法は、データ補間、データ次元圧縮、パラメトリックモデルのデータ当てはめの 3 つのアプローチに大別される。データ補間を行う手法は線

形補間と非線形補間に大別できる。線形補間はハイライト領域でアーチファクトが生じることが多い。非線形補間手法 [6], [7] ではこの問題は生じないが、BRDF を低次元のパラメータで表現することが困難である。また、reciprocity や非負性など物理的制約が満たされない恐れもある。

BRDF データの次元を圧縮する手法も線形圧縮と非線形圧縮に大別できる。PCA などの線形次元圧縮では、部分空間の次元数を十分小さくできず [15]、非負性や reciprocity などの物理制約を満たすことも困難である。非線形次元圧縮手法では低次元の多様体への写像が存在するが、局所的な関係を利用することが多く、BRDF データが少数のときやノイズが大きいときはうまくいかないことが多い。多様体の非線形解析を用いて等方性 BRDF データを次元圧縮する手法 [15] や個々の BRDF を基底関数で近似する手法 [11], [12], [19], [20], [24] も提案されている。これらの次元圧縮手法では多様体上の任意の点が有効な BRDF 近似に対応することが保証されない。

これらの問題を回避するアプローチのひとつは低次元のパラメトリックモデル [2], [4], [5], [13], [17], [23] を BRDF データに当てはめるもので、そこではパラメータ空間内で補間が行われる。このようなパラメトリックモデルの特定は自明ではないが、BRDF データを低次元パラメータで表現できる。しかし、複数のローブを含む反射や異方性反射の場合、パラメトリックモデルのデータ当てはめは数値的に不安定になりやすい。

現実物体の表面反射率との適合性が最も高い異方性反射モデルのひとつとして Ashikhmin らのモデルが知られている [3]。このモデルは微小面法線方向の確率密度値と鏡面反

<sup>1</sup> 九州大学大学院芸術工学研究院  
Department of Visual Communication Design, Faculty of Design, Kyushu University, Shiobaru 4-9-1, Minami-ku, Fukuoka, 815-8540 JAPAN

a) hara@design.kyushu-u.ac.jp

b) k-inoue@design.kyushu-u.ac.jp

c) urahama@design.kyushu-u.ac.jp

射率が比例することを仮定し、この確率密度関数自体をパラメータとして用いる。Ashikhmin らのモデルを BRDF データに当てはめることにより BRDF 再構成を行う手法が提案されている [17]。彼らの手法は、ループ内で BRDF データの各反射率を微小面法線方向の存在確率とする反復処理により微小面方向分布を推定する。BRDF データでは視点方向や光源方向の仰角が一定以下の反射率が欠測していることがしばしばあるが、この BRDF 再構成手法では BRDF データの欠損はそのままになる [17]。

本報告では、Ashikhmin らの異方性反射モデルをセミパラメトリックに拡張し、欠測のある不完全な BRDF データから低次元パラメータで BRDF 再構成を行う手法を提案する。まず異方性反射モデルに現れる微小面法線方向分布の 2 変数確率密度関数を 1 変数の制約付き混合ガウス分布関数同士の積の形で近似的に表現する。次に BRDF データの観測分布とモデル分布の間の擬距離に基づき、異方性反射モデルのパラメータ推定を最大事後確率推定として定式化する。最後に EM アルゴリズムを用いて擬距離を最小化することにより BRDF 再構成を行う。このようにして再構成された BRDF を用いることにより、欠測のある BRDF データのままではしばしば困難な可視面全体の見えの生成が可能になる。

## 2. 微小面方向分布のモデル化

本章では、現実物体の表面反射率との適合性が最も高い異方性反射モデルのひとつである Ashikhmin らのモデル [3] をセミパラメトリックに拡張する。Ashikhmin らのモデルでは、鏡面反射成分の BRDF  $\rho(\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2)$  を次式のように表す。

$$\rho(\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2) = \frac{p(\mathbf{h})\langle(\mathbf{h}\mathbf{n})\rangle F((\mathbf{k}\mathbf{h}))}{4g(\mathbf{k}_1)g(\mathbf{k}_2)} \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{k}_1$  は物体表面点における入射光方向の単位ベクトル、 $\mathbf{k}_2$  は物体表面点における視線方向の単位ベクトルである。 $\mathbf{h}$  は 1)  $\mathbf{k}_1$  と  $\mathbf{k}_2$  の二等分方向の単位ベクトルと 2) 完全鏡面反射微小面 (microfacet, 以下、微小面) の法線方向を確率変数とする単位ベクトルの二つの意味に使い分けられるが、ここでは  $\mathbf{h}$  は後者であり、 $p(\mathbf{h})$  は微小面方向  $\mathbf{h}$  の確率密度関数である。 $\langle(\mathbf{h}\mathbf{n})\rangle$  は微小面方向  $\mathbf{h}$  と物体表面点における表面法線方向の単位ベクトル  $\mathbf{n}$  とのスカラー積  $(\mathbf{h}\mathbf{n})$  の期待値

$$\langle(\mathbf{h}\mathbf{n})\rangle = \int_{\Omega} (\mathbf{h}\mathbf{n})p(\mathbf{h})d\omega_h \quad (2)$$

である。ここで、 $d\omega_h$  は  $\mathbf{h}$  の方向に存在する微小領域を望む微小立体角、 $\Omega$  は原点を中心とする単位球面である。 $\mathbf{k}$  は  $\mathbf{k}_1$  または  $\mathbf{k}_2$  であり、どちらでも式 (1) が成り立つことを表す表記である。 $F((\mathbf{k}\mathbf{h}))$  はフレネル反射率であり、[3] では次式の Schlick の近似 [18] が用いられている。

$$F((\mathbf{k}\mathbf{h})) = R_s + (1 - R_s)(1 - (\mathbf{k}\mathbf{h}))^5 \quad (3)$$

ここで、 $R_s$  は表面上の点の真上から表面に垂直に光を照射させたときのフレネル反射率である。 $g(\mathbf{k}_1)$  と  $g(\mathbf{k}_2)$  はそれぞれ正の  $\mathbf{h}\mathbf{k}_1$  と正の  $\mathbf{h}\mathbf{k}_2$  の期待値

$$g(\mathbf{k}) = \langle(\mathbf{h}\mathbf{k})_+\rangle = \int_{\Omega_+(\mathbf{k})} (\mathbf{h}\mathbf{k})_+p(\mathbf{h})d\omega_h \quad (4)$$

である。ここで、 $\Omega_+(\mathbf{k})$  は単位球面  $\Omega$  において  $(\mathbf{h}\mathbf{k}) > 0$  となる  $\mathbf{h}$  の方向からなる領域で、視線方向または光源方向の単位ベクトル  $\mathbf{k}$  の方向を  $Z$  軸方向とする直交座標系の北半球面である。

表面法線方向を  $Z$  軸方向とする直交座標系における微小面法線方向の単位ベクトル  $\mathbf{h}$  を極角  $h$  と方位角  $\phi$  で  $\mathbf{h} = [h, \phi]$  とおくと、微小面法線方向の確率密度関数  $p(\mathbf{h})$  は次式のように 2 変数関数  $f(h, \phi)$  (以下、方向分布関数) で置き換えられる。

$$p(\mathbf{h}) = p(\sin h \cos \phi, \sin h \sin \phi, \cos h) = f(h, \phi) \quad (5)$$

さらに方向分布関数  $f(h, \phi)$  が次式のように変数分離形で表現できることを仮定する。

$$f(h, \phi) = \rho_s u(h)v(\phi) \quad (6)$$

ここで、 $u(h)$  は、 $u_m \in [0, 1]$  かつ  $\sum_{m=1}^M u_m = 1$  の制約下で平均  $\Gamma + \tau m$  ( $m = 1, \dots, M$ )、標準偏差  $\tau$  の  $M$  個のガウス分布を要素分布とする混合ガウス分布関数 [10] で、次式で表される。

$$u(h) = \sum_m \frac{u_m}{\sqrt{2\pi\tau}} \exp\left(-\frac{(h - \Gamma - \tau m)^2}{2\tau^2}\right) \quad (7)$$

ここで、 $u(h)$  の定義域は本来  $[0, \pi]$  であるが、ここではその定義域を実数全体に拡張する。 $\Gamma$  は先頭のガウス関数の中心を表すパラメータである。 $\sum_m$  は  $\sum_{m=1}^M$  の略記である。この制約付き混合ガウス分布関数は、Kameoka らが混合音分離を目的として各音源の振幅をパラメトリックにモデル化する際に導入したもので [10]、非負制約と滑らかさ拘束が同時に満たされる。

$v(\phi)$  も、 $u(h)$  と同じ関数形、すなわち  $v_n \in [0, 1]$  かつ  $\sum_{n=1}^N v_n = 1$  の制約下で平均  $\Lambda + \sigma n$  ( $n = 1, \dots, N$ )、標準偏差  $\sigma$  の  $N$  個のガウス分布を要素分布とする混合ガウス分布関数で、次式のように表される。

$$v(\phi) = \sum_n \frac{v_n}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(\phi - \Lambda - \sigma n)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

ここで、 $v(\phi)$  の定義域は本来  $[0, 2\pi]$  であるが、ここではその定義域を実数全体に拡張する。 $\Lambda$  は先頭のガウス関数の中心を表すパラメータである。 $\sum_n$  は  $\sum_{n=1}^N$  の略記である。 $v(\phi)$  の形状は表面材質の等方反射性を反映し、等方反射性が高いほど  $v(\phi)$  は定数関数に近くなる。

以上により、方向分布関数  $f(h, \phi)$  は次式で与えられる。

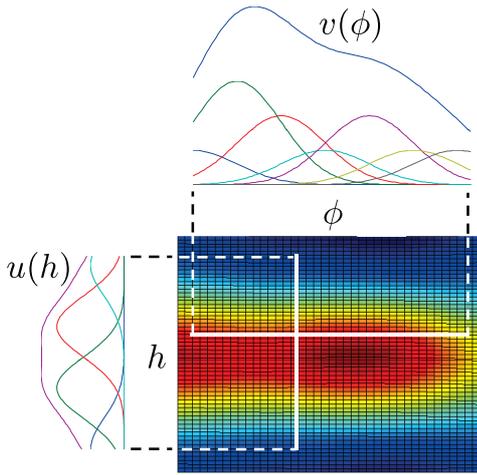


図 1 方向分布関数

$$f(h, \phi) = \sum_{m,n} f_{mn}(h, \phi) \quad (9)$$

ここで、 $\sum_{m,n}$  は  $\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N$  の略記、 $f_{mn}(h, \phi)$  ( $m = 1, \dots, M; n = 1, \dots, N$ ) は  $(m, n)$  番目の 2次元ガウス基底関数で、次式で与えられる (図 1)。

$$f_{mn}(h, \phi) = \frac{\rho_s u_m v_n}{2\pi\tau\sigma} \exp\left(-\frac{(h - \Gamma - \tau m)^2}{2\tau^2} - \frac{(\phi - \Lambda - \sigma n)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

このように 2変数の方向分布関数を 1変数の制約つき混合ガウス分布関数同士の積の変数分離形に近似することにより、以下の利点が期待できる。

- 少数のパラメータで方向分布関数の形状を精度よく表現できる
- パラメータに事前分布を課すことが容易になり、欠測を含む不完全な BRDF データへの対応が可能になる (後述)
- 最適化する際に EM アルゴリズムの適用が可能となり、Newton 法より安定性が高く、通常の勾配法より高速な最適化アルゴリズムが得られる (後述)

式 (9),(10) を式 (1) に代入して、鏡面反射成分の異方性 BRDF は最終的に次式で表される。

$$\rho(\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2) = \frac{\langle \langle \mathbf{h}\mathbf{n} \rangle \rangle F(\langle \langle \mathbf{k}\mathbf{h} \rangle \rangle)}{4g(\mathbf{k}_1)g(\mathbf{k}_2)} \sum_{m,n} \frac{\rho_s u_m v_n}{2\pi\tau\sigma} \exp\left(-\frac{(h - \Gamma - \tau m)^2}{2\tau^2} - \frac{(\phi - \Lambda - \sigma n)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

### 3. パラメータの統計的推定

本章では、抜けや欠損を含む不完全な異方性 BRDF データから拡散反射成分を分離したうえで鏡面反射成分の方向分布関数  $f(h, \phi)$  のパラメータ

$$\Theta = \{\rho_s, \{u_m\}_{m=1}^M, \{v_n\}_{n=1}^N, \tau, \sigma, \Gamma, \Lambda\} \quad (12)$$

を推定することにより BRDF 再構成を行う手法を提案する。

以下では  $f(h, \phi)$  を  $f(h, \phi; \Theta)$ 、 $f_{mn}(h, \phi)$  を  $f_{mn}(h, \phi; \Theta)$  と適宜表記する。

まず、既存の鏡面・拡散反射成分分離手法を適用し、拡散反射成分からアルベドを推定する。次に、各  $(\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2)$  ごとに鏡面反射率を  $h$ - $\phi$  平面上のグリッド  $(h, \phi) = (h(\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2), \phi(\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2))$  に割り当てることにより、観測方向分布  $d(h, \phi)$  を生成する。初期パラメータ  $\Theta = \Theta_0$  の下での方向分布関数  $f(h, \phi; \Theta_0)$  を用いて、各  $(\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2)$  ごとに  $\langle \langle \mathbf{h}\mathbf{n} \rangle \rangle$ 、 $g(\mathbf{k}_1)$ 、 $g(\mathbf{k}_2)$  を計算する。材質が金属であればフレネル反射率における  $R_s$  は 0.5 から 0.9 の間、非金属であれば  $R_s$  は 0.02 から 0.2 の間にあることが知られている。ここでは、 $R_s$  の値をその範囲の中で等間隔で変化させた  $R_s$  の各値の下でそれぞれ  $F(\langle \langle \mathbf{k}\mathbf{h} \rangle \rangle)$  を計算し、各  $(\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2)$  ごとに鏡面反射率に  $\frac{4g(\mathbf{k}_1)g(\mathbf{k}_2)}{\langle \langle \mathbf{h}\mathbf{n} \rangle \rangle F(\langle \langle \mathbf{k}\mathbf{h} \rangle \rangle)}$  を掛けた値を  $h$ - $\phi$  平面上のグリッドに再度割り当てることにより、現在得られている方向分布関数  $f(h, \phi; \Theta)$  に対応する観測方向分布  $d(h, \phi)$  を求める。このようにして得られた  $d(h, \phi)$  の候補集合から現在得られている  $f(h, \phi; \Theta)$  との誤差が最小の  $R_s$  を選び、その  $R_s$  の下で得られた  $d(h, \phi)$  を観測方向分布とする。そして、現在得られている  $d(h, \phi)$  からパラメータ  $\Omega$  を再度推定する。さらに、現在得られている  $\Omega$  を用いて上記の一連の手続きを再度行って観測方向分布  $d(h, \phi)$  を更新する。以上のように、方向分布関数  $f(h, \phi)$  を固定して観測方向分布  $d(h, \phi)$  を再計算する手続きと、 $d(h, \phi)$  を固定して  $f(h, \phi)$  を再推定する手続きを交互に収束するまで繰り返し実行する [17]。以下では、この反復ループ内で  $d(h, \phi)$  からパラメータ  $\Omega$  を更新する手順について述べる。

Kameoka らは、多重音信号から各音源の音響特徴量を同時推定する問題を観測分布とモデル分布との分布間距離に基づく事後確率最大化問題として定式化し、これを EM アルゴリズムを用いて解く手法を提案した [10]。  $d(h, \phi)$  から  $\Omega$  を推定する手法は、彼らのモデルベースクラスタリングの枠組みを用いる。

まず、観測方向分布  $d(h, \phi)$  を  $M \times N$  個のガウス基底関数に分割して割り当てる関数  $\lambda_{mn}(h, \phi) \in [0, 1]$  を導入する。このとき、分配関数  $\lambda_{mn}(h, \phi)$  は次式を満たし、 $\lambda_{mn}(h, \phi)d(h, \phi)$  は  $(m, n)$  番目のガウス基底関数の寄与分を表す。

$$\sum_{m,n} \lambda_{mn}(h, \phi) = 1 \quad (13)$$

ここで、観測方向分布  $d(h, \phi)$  と方向分布関数  $f(h, \phi; \Theta) = \sum_{m,n} f_{mn}(h, \phi; \Theta)$  の間の Kullback-Leibler divergence

$$\iint_D d(h, \phi) \log \frac{d(h, \phi)}{f(h, \phi; \Theta)} dh d\phi \quad (14)$$

を  $\Theta$  について最小化することを考える。これは、観測方向分布  $d(h, \phi)$  における  $(m, n)$  番目のガウス基底関数  $f_{mn}(h, \phi; \Theta)$  の寄与分  $\lambda_{mn}(h, \phi)d(h, \phi)$  と  $f_{mn}(h, \phi; \Theta)$  の

問の Kullback-Leibler divergence の  $(m, n)$  に関する総和

$$\sum_{m,n} \iint_D \lambda_{mn}(h, \phi) d(h, \phi) \log \frac{\lambda_{mn}(h, \phi) d(h, \phi)}{f_{mn}(h, \phi; \Theta)} dh d\phi \quad (15)$$

を  $\Theta$  と  $\lambda_{mn}(h, \phi)$  について最小化することと等価であることが証明されている [10]. 式 (15) を最小化する問題の局所最適解は EM アルゴリズムの反復計算により得られる. E ステップでは次式に従って  $\lambda_{mn}(h, \phi)$  を更新する.

$$\lambda_{mn}(h, \phi) = \frac{f_{mn}(h, \phi; \Theta)}{\sum_{m,n} f_{mn}(h, \phi; \Theta)} \quad (m = 1, \dots, M; n = 1, \dots, N) \quad (16)$$

M ステップでは次式を方向分布パラメータ  $\Theta$  について最大化する.

$$\sum_{m,n} \iint_D \lambda_{mn}(h, \phi) d(h, \phi) \log f_{mn}(h, \phi; \Theta) dh d\phi \quad (17)$$

今, 観測方向分布  $d(h, \phi)$  を

$$\iint_D d(h, \phi) dh d\phi = \sum_{m,n} \iint_D f_{mn}(h, \phi; \Theta) dh d\phi = 1$$

となるように正規化したものを確率密度関数, 方向分布関数  $f(h, \phi; \Theta) = \sum_{m,n} f_{mn}(h, \phi; \Theta)$  をパラメータの条件つき確率密度関数と見なすことにより, 式 (17) の最大化は対数尤度の期待値

$$\left\langle \log f(h, \phi; \Theta) \right\rangle_{d(h, \phi)} \quad (18)$$

のパラメータ  $\Theta$  に関する最大化, すなわち最尤推定と解釈できる.

また, 一般の BRDF データセットでは仰角が 0 に近い角度でデータの欠測が避けられない [17]. 予備実験により, 我々が用いた BRDF データセットでは  $h$  が一定以上の領域で観測方向分布  $d(h, \phi)$  に欠測が生じ, 上記の最尤推定のみでは欠測領域がすべてゼロであるような不自然な再構成がなされてしまうことが分かった. そこで, 観測方向分布の欠測部分を補完するため,  $\mathbf{u} = \{u_m\}_{m=1}^M$  に関する事前分布として次式のディリクレ分布を導入する.

$$p(\mathbf{u}) = \frac{\Gamma(\sum_m (w_u \alpha_m + 1))}{\prod_m \Gamma(w_u \alpha_m + 1)} \prod_m u_m^{w_u \alpha_m} \quad (19)$$

ここで,  $\Gamma(\cdot)$  はガンマ関数,  $\prod_m$  は  $\prod_{m=1}^M$  の略記である.  $\alpha_m$  ( $m = 1, \dots, M$ ) は  $u_m$  の望ましい期待値であり,  $\sum_m \alpha_m = 1$  を満たすように定められる.  $w_u$  は事前分布の強さを制御する正定数で, これらの値も事前に定められる. ここでは  $\alpha_m = 1/M$  とおいた. そして, 対数事後確率の期待値

$$\left\langle \log f(h, \phi; \Theta) + \log p(\Theta) \right\rangle_{d(h, \phi)} \quad (20)$$

を最大化する.

このとき, E ステップの更新則は式 (16) と同じである

が, M ステップの更新則は次式を  $\Theta$  について最大化する問題に修正される.

$$\sum_{m,n} \iint_D \lambda_{mn}(h, \phi) d(h, \phi) \log f_{mn}(h, \phi; \Theta) dh d\phi - w_u \sum_m \alpha_m \log \frac{\alpha_m}{u_m} - \gamma_u \left( \sum_m u_m - 1 \right) \quad (21)$$

ここで,  $\gamma_u$  はラグランジュ乗数である. この最終的な M ステップの具体的な更新則を付録に示す. 本稿のパラメータ推定アルゴリズムでは, 以上の E ステップと M ステップを収束するまで交互に繰り返して実行する, 付録に示されているように, どのパラメータの更新式も解析解として得られるので, 準最適解への収束回数が少なく済み, 学習係数の設定なども不要である.

## 4. 実験結果

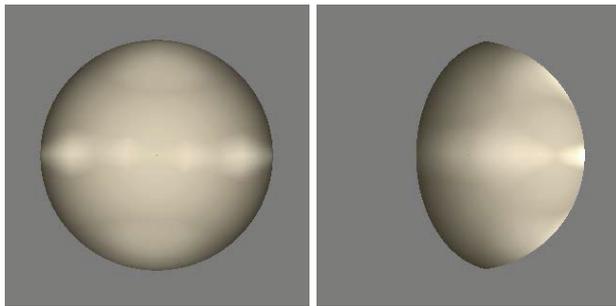
実験では, UTIA データベース [8], [21] の異方性 BRDF データセット Dense BRDF Measurements を用いた. Dense BRDF Measurements は, 他の BRDF データと同様, 一定角度間隔で反射率の計測値をサンプリングした離散データであるが, 入射方向と視線方向の極角が一定以上の反射率データが欠測している. Dense BRDF Measurements から異方反射性の材質 fabric139 と fabric094, 等方反射性の材質 plastic05 の 3 つを選び, これらを提案手法への入力として用いた.

まず, BRDF データセット fabric139, fabric094, plastic05 を用いて仮想物体画像をそれぞれ合成する. 光源輝度分布を有限個の平行光源の集合として離散近似すると, 反射方向の単位ベクトルが  $\mathbf{k}_2$  の物体表面点に対応する画素の明るさ  $P(\mathbf{k}_2)$  は次式で与えられる.

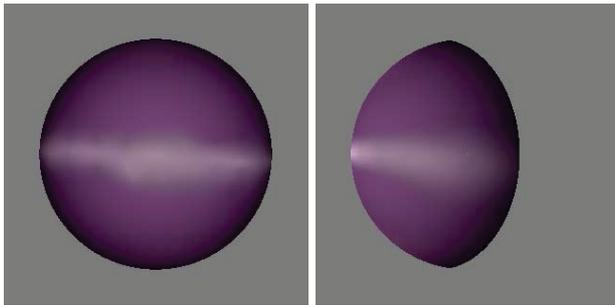
$$P(\mathbf{k}_2) = \sum_{i=1}^I \rho_{bd}(\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2) L_i \omega_i \cos \theta_i \quad (22)$$

ここで,  $\rho_{bd}(\cdot)$  は BRDF データセットから反射率を抽出して出力する関数である. ここでは変数  $(\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2)$  の値が Dense BRDF Measurements の測定範囲内にあるときは単純に線形補間値を出力し, それ以外のときは計算不能とする. また,  $L_i$  ( $i = 1, \dots, I$ ) は光源方向の単位ベクトル  $\mathbf{k}_1$  の光源  $i$  の単位立体角あたりの光源輝度,  $\omega_i$  は光源  $i$  の単位立体角である. このようにして BRDF データセット fabric139, fabric094, plastic05 に対し, 単一光源の異なる 2 方向の下で合成された球面の仮想物体画像を図 2(a)–(c) にそれぞれ示す. 図 2(a)–(c) 左の画像は視点方向に近い光源方向下における仮想物体画像であり, 可視表面が全て描画されている. 図 2(a)–(c) 右の画像は視点方向から離れた光源方向下における仮想物体画像であり, BRDF データの欠測のために球面の左, 右, 上の部分がそれぞれ描画できていないことが分かる.

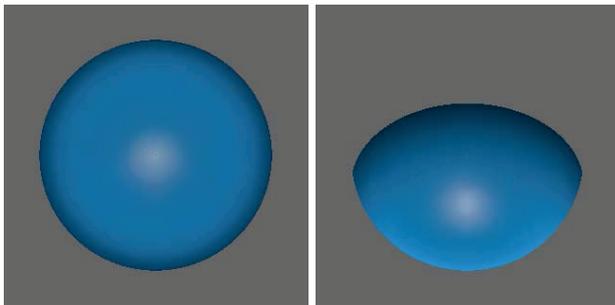
図 3–5 に, BRDF データセット fabric139, fabric094,



(a) fabric139



(b) fabric094

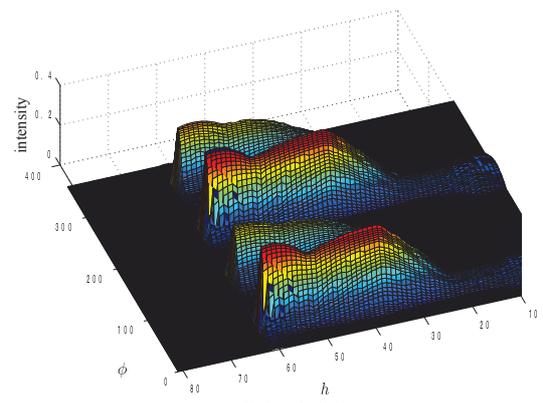


(c) plastic05

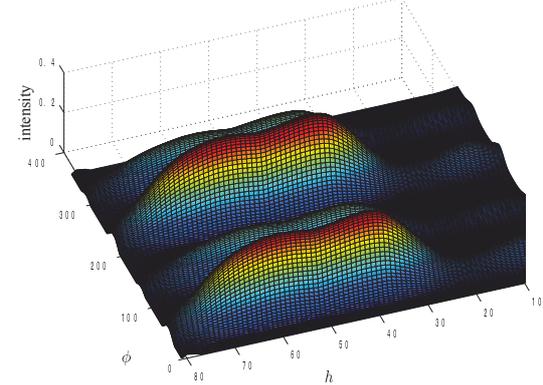
図 2 BRDF データセット (Dense BRDF Measurements) を用いて合成された仮想物体画像: 左: 光源方向が視点方向に近い場合, 右: 光源方向が視点方向から離れている場合

plastic05 から得られた観測方向分布  $d(h, \phi)$  の 3 次元プロット (各図 (a)) と本手法により再構成された方向分布関数  $f(h, \phi)$  の 3 次元プロット (各図 (b)) をそれぞれ示す. 観測方向分布  $d(h, \phi)$  にはノイズによる凹凸や抜けが生じ, Dense BRDF Measurements のように BRDF データセットに連続した欠損があると観測方向分布  $d(h, \phi)$  にも同様の欠損が生じることが分かる. これに対し, 再構成された方向分布関数では欠損が良好に補完されていることが確認される.

上記の 3 次元プロットをより詳細に見るため, BRDF データセット fabric139 の観測方向分布の 3 次元プロット (図 4(a)) と再構成された方向分布関数の 3 次元プロット (図 4(b)) の各々に対し, 方位角  $\phi$  を固定して極角  $h$  を横軸とする 2 次元プロットを図 6(a) の左と右, 極角  $h$  を固定して方位角  $\phi$  を横軸とする 2 次元プロットを図 6(b) の左と右にそれぞれ示す. これらと同様の構成で, plastic05 の観測方向分布の 3 次元プロット (図 5(a)) と再構成され

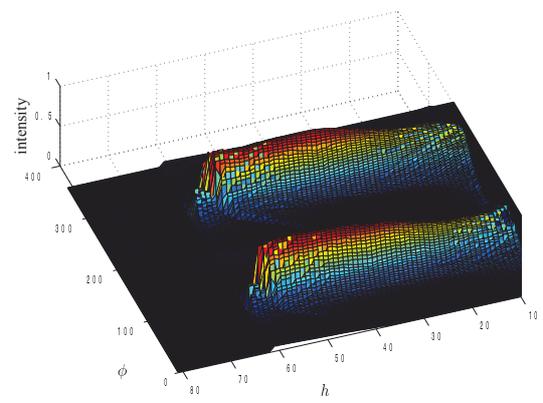


(a) 観測方向分布

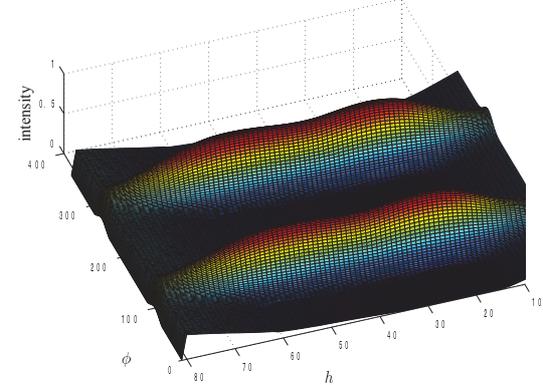


(b) 再構成された方向分布関数

図 3 fabric139 (異方反射性材質) の観測方向分布と再構成された方向分布関数の 3 次元プロット

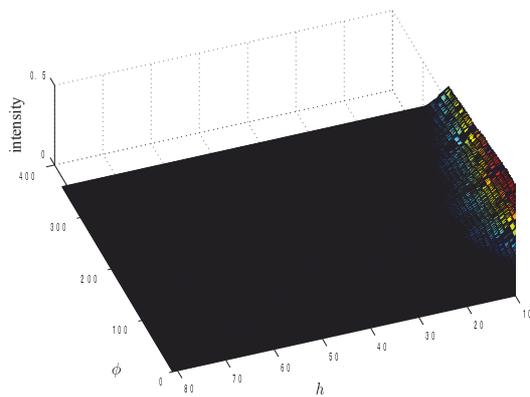


(a) 観測方向分布

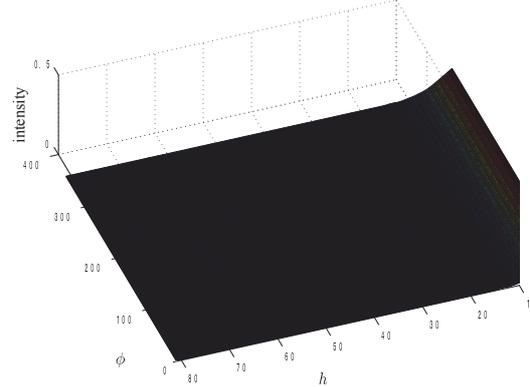


(b) 再構成された方向分布関数

図 4 fabric094 (異方反射性材質) の観測方向分布と再構成された方向分布関数の 3 次元プロット



(a) 観測方向分布



(b) 再構成された方向分布関数

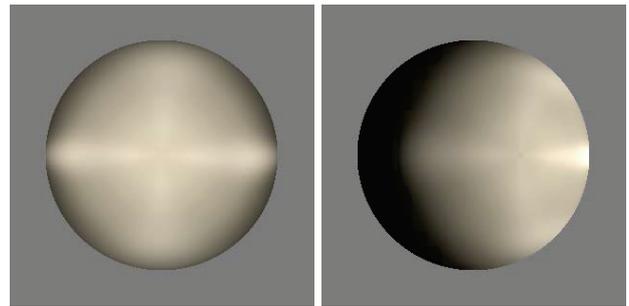
図 5 plastic05 (等方反射性材質) の観測方向分布と再構成された方向分布関数の 3 次元プロット

た方向分布関数の 3 次元プロット (図 5(b)) に対し, 方位角  $\phi$  を固定して極角  $h$  を横軸とするプロットを図 7(a) の左と右, 極角  $h$  を固定して方位角  $\phi$  を横軸とするプロットを図 7(b) の左と右にそれぞれ示す. 図 7 より, plastic05 の方向分布関数の再構成 (図 7(b) 右) では, 方位角  $\phi$  の変化に対して鏡面反射率が一定となっており, plastic05 が等方反射性材質であることを示唆した結果が得られている.

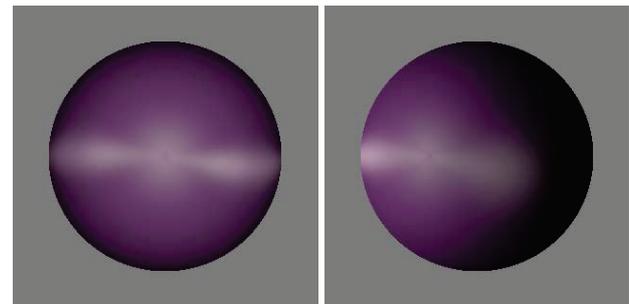
最後に, 再構成された方向分布関数を用いて仮想物体画像を合成する. 光源状況は入力画像の合成時と同じにすると, 式 (1) の反射モデルを用いて, 反射方向の単位ベクトルが  $\mathbf{k}_2$  の物体表面点に対応する画素の各画素の明るさ  $P(\mathbf{k}_2)$  は次式で与えられる.

$$P(\mathbf{k}_2) = \sum_{i=1}^I \left( \frac{\rho_d}{\pi} (\mathbf{k}_{1i} \cdot \mathbf{n}) + \frac{\langle (\mathbf{h}\mathbf{n}) \rangle F((\mathbf{k}\mathbf{h}))}{4g(\mathbf{k}_{1i})g(\mathbf{k}_2)} f(h, \phi; \Theta) \right) L_i \omega_i \quad (23)$$

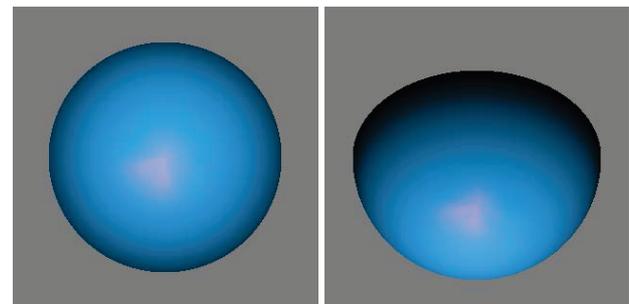
ここで,  $L_i$  ( $i = 1, \dots, I$ ) と  $\omega_i$  は式 (22) のときと同じである. このようにして BRDF データセット fabric139, fabric094, plastic05 の方向分布関数に対し, 図 2 と同じ光源状況下で合成された球面の仮想物体画像を図 8(a)–(c) にそれぞれ示す. 図 8(a)–(c) 左の画像はどれも図 2(a)–(c) 左の画像と差異があまりなく, 図 2(a)–(c) 右の画像と異なり, 図 8(a)–(c) 右の画像はどれも可視表面が全て合成されていることが分かる.



(a) fabric139



(b) fabric094



(c) plastic05

図 8 再構成された方向分布関数を用いて合成された仮想物体画像: 左: 光源方向が視点方向に近い場合, 右: 光源方向が視点方向から離れている場合

## 5. 結び

本報告では, 現実物体の表面反射率との適合性が最も高い異方性反射モデルのひとつである Ashikhmin らのモデルをセミパラメトリックに拡張して BRDF 再構成を行う手法を提案した. また, 提案手法を公開されている BRDF データセットに適用することにより, 本手法の有効性を確認した. Ashikhmin らのモデルにおける微小面方向分布の確率密度関数をそのままノンパラメトリックに推定していた従来の手法ではデータ欠損が考慮されていなかったり, BRDF を低次元パラメータで表現できなかったりしていたのに対し, 本手法はデータ欠測のある不完全 BRDF データから低次元のパラメータで BRDF 再構成を行うことが可能である. また, 本手法により再構成された BRDF を用いることにより, 欠測のある BRDF データのままでは困難であった仮想物体の可視面の全てをレンダリングすることが可能となった.

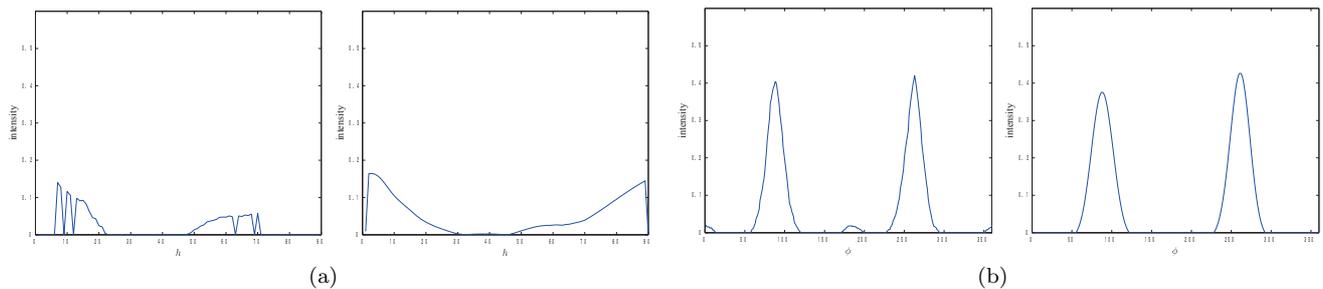


図 6 fabric094 (異方性反射) の再構成スライス : (a)  $\phi$  を固定して  $h$  を横軸とする観測方向分布 (左) と再構成された方向分布関数 (右), (b)  $h$  を固定して  $\phi$  を横軸とする観測方向分布 (左) と再構成された方向分布関数 (右)

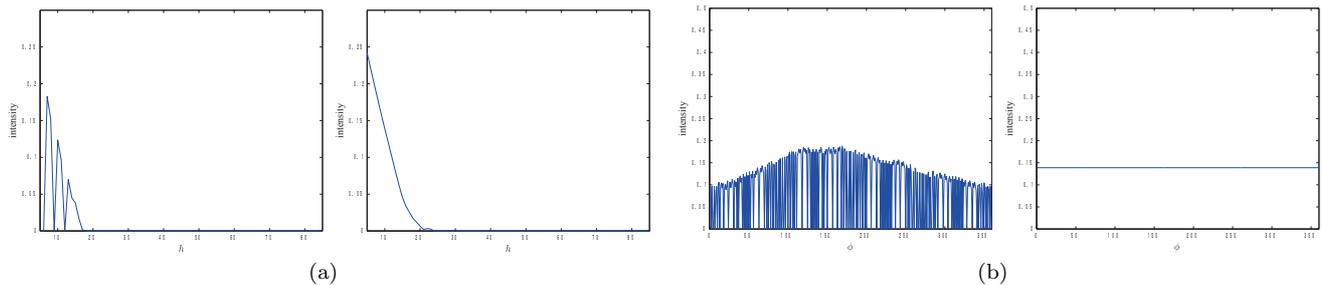


図 7 plastic05 (等方性反射) の再構成スライス : (a)  $\phi$  を固定して  $h$  を横軸とする観測方向分布 (左) と再構成された方向分布関数 (右), (b)  $h$  を固定して  $\phi$  を横軸とする観測方向分布 (左) と再構成された方向分布関数 (右)

謝辞 本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金 (課題番号 : 15K00239) の助成により行われた。

#### 参考文献

- [1] M.A. Ali, I. Sato, T. Okabe, and Y. Sato: "Toward efficient acquisition of BRDFs with fewer samples," Proc. IEEE ACCV, 2012.
- [2] M. Ashikhmin and P. Shirley: "An anisotropic phong BRDF model," J. Graph. Tools, vol.5, no.2, pp.25-32 2000.
- [3] M. Ashikhmin, S. Premoze, and P. Shirley: "A microfacet-based BRDF generator," Proc. ACM SIGGRAPH 2000, pp.65-74, 2000.
- [4] M. Ashikhmin and S. Premoze: "Distribution-based BRDFs," Technical Report, University of Utah, 2007.
- [5] M.M. Bagher, C. Soler, and N. Holzschuch: "Accurate fitting of measured reflectances using a Shifted Gamma micro-facet distribution," Comput. Graph. Forum, vol.31, no.4, pp. 1509-1518, 2012.
- [6] N. Bonneel, M. van de Panne, S. Paris, and W. Heidrich: "Displacement interpolation using lagrangian mass transport," ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH ASIA'11), vol.30, no.6, 2011.
- [7] N. Bonneel, G. Peyre, and M. Cuturi: "Wasserstein barycentric coordinates: Histogram regression using optimal transport," ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH2016), vol.35, no.4, 2016.
- [8] J. Filip, R. Vavra, M. Haindl, V. Havran, P. Zid, and M. Krupicka: "BRDF slices: Accurate adaptive anisotropic appearance acquisition," Proc. IEEE CVPR, 2013.
- [9] K. Hara and K. Nishino: "Illumination and spatially varying specular reflectance from a single view," Proc. IEEE CVPR, 2009.
- [10] H. Kameoka, T. Nishimoto, and S. Sagayama: "A multipitch analyzer based on harmonic temporal structured clustering," IEEE Trans. Audio, Speech Lang., vol.15, no.3, pp. 982-994, 2007.
- [11] J. Lawrence, A. Ben-Artzi, C. DeCoro, W. Matusik, H. Pfister, R. Ramamoorthi, and S. Rusinkiewicz: "Inverse shade trees for non-parametric material representation and editing," ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH2016), vol.25, no.3, pp.735-745, 2016.
- [12] H.P.A. Lensch, J. Kautz, M. Goesele, W. Heidrich, and H.P. Seidel: "Image-based reconstruction of spatial appearance and geometric detail," ACM Transactions on Graphics, vol.22, no.2, pp.234-257, 2003.
- [13] J. Löw, J. Kronander, A. Ynnerman, and J. Unger: "BRDF models for accurate and efficient rendering of glossy surfaces," ACM Transactions on Graphics, vol.31, no.1, pp.9:1-9:14, 2012.
- [14] S.R. Marschner, S.H. Westin, E.P. Lafortune, K.E. Torrance, and D.P. Greenberg: "Image-based BRDF measurement including human skin," Proc. Eurographics Conference on Rendering, pp.131-144, 1999.
- [15] W. Matusik, H. Pfister, M. Brand, and L. McMillan: "A

data-driven reflectance model,” ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH2003), vol.22, no.3, pp. 759–769, 2003.

- [16] J.B. Nielsen, H.W. Jensen, and R. Ramamoorthi: “On optimal, minimal BRDF sampling for reflectance acquisition,” ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH Asia), vol.34, no.6, 2015.
- [17] A. Ngan, F. Durand, and W. Matusik: “Experimental analysis of BRDF models,” Proc. Eurographics. Symposium on Rendering, pp.117–126, 2005.
- [18] C. Schlick: “An inexpensive BRDF model for physically-based rendering,” Comput. Graph. Forum, vol.13, no.3, pp. 233-246, 1994.
- [19] P. Schröder and W. Sweldens: “Spherical wavelets: Efficiently representing functions on the sphere,” Proc. the 19th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Technique, SIGGRAPH ’95, pp. 759–769, 2003.
- [20] C. Soler, M. Bagher, and D. Nowrouzezahrai: “Efficient and accurate. spherical kernel integrals using isotropic decomposition,” ACM Transactions on Graphics, vol.34, no.5, pp.1–14, 2015.
- [21] J. Filip, R. Vavra, M. Haindl, P. Zid, M. Krupicka, V. Havran: BRDF Dense Slices.  
url=http://btf.utia.cas.cz/brdf\_den\_dwn, 2013.
- [22] R. Vavra, and J. Filip.: “Minimal sampling for effective acquisition of anisotropic BRDFs,” Comput. Graph. Forum, vol.35, no.7, pp. 299-309, 2016.
- [23] B. Walter, S.R. Marschner, H. Li, and K.E. Torrance: “Microfacet models for refraction through rough surfaces,” Proc. Eurographics Symposium on Rendering, pp.195-206, 2007.
- [24] S.H. Westin, J.R. Arvo, and K.E. Torrance: “Predicting reflectance functions from complex surfaces,” Proc. the 19th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, pp.161–172, 1995.

## 付 録

### A.1 M ステップの更新則

M ステップの更新則は詳細には以下のように得られる。

$$\rho_s^{(t)} = \sum_{m,n} \iint_D \lambda_{mn}^{(t)}(h, \phi) d(h, \phi) dh d\phi,$$

$$\Gamma^{(t)} = \frac{1}{\rho_s^{(t)}} \sum_{m,n} \iint_D \lambda_{mn}^{(t)}(h, \phi) d(h, \phi) (h - \tau^{(t)} m) dh d\phi,$$

$$\Lambda^{(t)} = \frac{1}{\rho_s^{(t)}} \sum_{m,n} \iint_D \lambda_{mn}^{(t)}(h, \phi) d(h, \phi) (\phi - \sigma^{(t)} n) dh d\phi,$$

$$u_m^{(t)} = \frac{1}{w_u + \rho_s^{(t)}} \left( w_u \alpha_m + \sum_n \iint_D \lambda_{mn}^{(t)}(h, \phi) d(h, \phi) dh d\phi \right) \\ (m = 1, \dots, M),$$

$$v_n^{(t)} = \frac{1}{\rho_s^{(t)}} \sum_m \iint_D \lambda_{mn}^{(t)}(h, \phi) d(h, \phi) dh d\phi, \quad (n = 1, \dots, N),$$

$$\tau^{(t)} = \frac{1}{2\rho_s^{(t)}} \left( \left( \mu^{(t)2} + 4\nu^{(t)}\rho_s^{(t)} \right)^{\frac{1}{2}} - \mu^{(t)} \right),$$

$$\sigma^{(t)} = \frac{1}{2\rho_s^{(t)}} \left( \left( \xi^{(t)2} + 4\eta^{(t)}\rho_s^{(t)} \right)^{\frac{1}{2}} - \xi^{(t)} \right)$$

ここで、 $\mu^{(t)}$ 、 $\nu^{(t)}$ 、 $\xi^{(t)}$ 、 $\eta^{(t)}$  は次式で与えられる。

$$\mu^{(t)} = \sum_{m,n} \iint_D \lambda_{mn}^{(t)}(h, \phi) d(h, \phi) n (h - \Gamma^{(t)}) dh d\phi,$$

$$\nu^{(t)} = \sum_{m,n} \iint_D \lambda_{mn}^{(t)}(h, \phi) d(h, \phi) (h - \Gamma^{(t)})^2 dh d\phi,$$

$$\xi^{(t)} = \sum_{m,n} \iint_D \lambda_{mn}^{(t)}(h, \phi) d(h, \phi) m (\phi - \Lambda^{(t)}) dh d\phi,$$

$$\eta^{(t)} = \sum_{m,n} \iint_D \lambda_{mn}^{(t)}(h, \phi) d(h, \phi) (\phi - \Lambda^{(t)})^2 dh d\phi$$